



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ**  
**CENTRO DE TECNOLOGIA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL**

**MARIANA VELA SILVEIRA**

**MODELO NEURONAL PARA PREVISÃO DE RECALQUES EM ESTACAS  
HÉLICE CONTÍNUA, METÁLICA E ESCAVADA**

**FORTALEZA**

**2014**

MARIANA VELA SILVEIRA

MODELO NEURONAL PARA PREVISÃO DE RECALQUES EM ESTACAS HÉLICE  
CONTÍNUA, METÁLICA E ESCAVADA

Dissertação de Mestrado apresentada à  
Coordenação do Curso de Pós-Graduação em  
Engenharia Civil da Universidade Federal do  
Ceará, como requisito parcial para obtenção do  
Título de Mestre em Engenharia Civil. Área de  
Concentração: Geotecnia

Orientador: Prof. Silvrano Adonias Dantas  
Neto, D.Sc.

FORTALEZA

2014

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
Universidade Federal do Ceará  
Biblioteca de Pós-Graduação em Engenharia - BPGE

- 
- S589m Silveira, Mariana Vela.  
Modelo neuronal para previsão de recalques em estacas hélice contínua, metálica e escavada /  
Mariana Vela Silveira. – 2014.  
198 f. : il. color., enc. ; 30 cm.
- Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Departamento de  
Engenharia Hidráulica e Ambiental, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil: Geotecnia,  
Fortaleza, 2014.  
Área de Concentração: Geotecnia.  
Orientação: Prof. Dr. Silvrano Adonias Dantas Neto.
1. Geotecnia. 2. Redes neurais (Computação). 3. Fundações. I. Título.

MARIANA VELA SILVEIRA

MODELO NEURONAL PARA PREVISÃO DE RECALQUES EM ESTACAS HÉLICE  
CONTÍNUA, METÁLICA E ESCAVADA.

Dissertação de Mestrado apresentada à  
Coordenação do Curso de Pós-Graduação em  
Engenharia Civil da Universidade Federal do  
Ceará, como requisito parcial para obtenção do  
Título de Mestre em Engenharia Civil. Área de  
Concentração: Geotecnia

Orientador: Prof. Silvrano Adonias Dantas Neto,  
D.Sc.

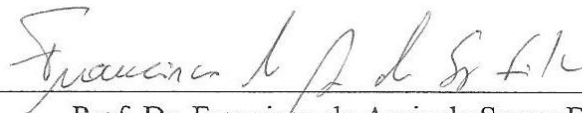
Aprovada em 01/08/2014, por:

BANCA EXAMINADORA



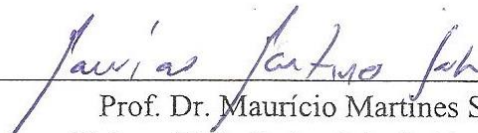
---

Prof. Dr. Silvrano Adonias Dantas Neto (Orientador)  
Universidade Federal do Ceará (UFC)



---

Prof. Dr. Francisco de Assis de Souza Filho  
Universidade Federal do Ceará (UFC)



---

Prof. Dr. Maurício Martines Sales  
Universidade Federal de Goiás (UFG)

## **AGRADECIMENTOS**

A Deus, por me conceder a graça da vida.

Aos meus pais, Carlos e Cristina, pelo amor e apoio incondicional. Eu amo vocês!

Aos meus irmãos, Adriana e Renato, que mesmo distantes, estão sempre presentes. Eu amo vocês!

Ao meu querido Thiago, por estar sempre ao meu lado. Muito obrigada!

Ao orientador Prof. Dr. Silvrano Adonias Dantas Neto, pela oportunidade e confiança no desenvolvimento desta pesquisa. Muito obrigada!

Aos professores do mestrado em Geotecnia da Universidade Federal do Ceará, por todo o conhecimento transmitido. Muito obrigada!

Aos meus colegas de mestrado, pelo auxílio e companheirismo ao longo de todo o curso. Muito obrigada!

Aos familiares e aos grandes amigos Laise, Kaliny, Vilma, Ana Cassia, Maria Cristina, Edzangela e Esequiel pelo incentivo, descontração e alegrias.

A todos que de algum modo contribuíram em minha formação.

Agradeço, por fim, à CNPq pela concessão de bolsa.

## RESUMO

Estimar o recalque em fundações profundas do tipo estaca é um problema muito complexo, incerto e ainda não totalmente compreendido, devido às muitas incertezas associadas aos fatores que afetam a magnitude desta deformação. A Rede Neural Artificial (RNA) é uma ferramenta que funciona analogamente ao cérebro humano, sua unidade principal, o neurônio artificial, trabalha de maneira semelhante ao neurônio biológico. Esta ferramenta alternativa vem sendo aplicada com sucesso em muitos problemas de engenharia geotécnica, podendo, portanto ser utilizada como uma ferramenta alternativa para avaliar o comportamento dos recalques em estacas isoladas. Nessa pesquisa, as RNA utilizadas foram do tipo perceptron de múltiplas camadas, empregando um treinamento supervisionado que utiliza o algoritmo de retropropagação do erro. O modelo desenvolvido relaciona o recalque em estacas isoladas com o tipo e as propriedades geométricas das estacas (diâmetro e comprimento), a estratigrafia e as características de compacidade, ou consistência dos solos por meio dos resultados obtidos nos ensaios SPT, e a carga atuante, obtidas em provas de carga estáticas realizadas em estacas do tipo hélice contínua, cravada metálica e escavada. O conjunto de dados utilizados na modelagem foi composto por 1.947 exemplos de entrada e saída. Com auxílio do programa QNET2000, foram treinadas e validadas várias arquiteturas de redes neurais. A arquitetura formada por 10 nós na camada de entrada, 28 neurônios distribuídos em 4 camadas intermediárias, e 1 neurônio na camada de saída, correspondente ao recalque medido para a estaca (A10:14:8:4:2:1) foi a que apresentou o melhor desempenho, com coeficiente de correlação entre os recalques estimados e os recalques medidos na fase de validação de 0,94, tal valor pode ser considerado satisfatório, em se tratando da previsão de um fenômeno complexo. Após comparar o desempenho da curva carga aplicada x recalque previsto pelo modelo A10:14:8:4:2:1 proposto com a curva carga aplicada x recalque medido em prova de carga estática e com a curva carga aplicada x recalque estimado por um modelo elasto-plástico para o sistema solo fundação via simulação numérica, constatou-se que as RNA foram capazes de entender o comportamento das fundações profundas do tipo estacas hélice contínua, escavada e cravada metálica, possibilitando dentre outras coisas, a definição das cargas de trabalho e cargas limites na estaca.

**Palavras-chave:** Redes Neurais Artificiais, Fundações Profundas, Recalques.

## ABSTRACT

Predicting the settlement in deep foundation is a very complex, uncertain and not yet fully understood, due to the many uncertainties associated with factors that affect the magnitude of this deformation. Artificial Neural Network (ANN) is a tool that works similarly to the human brain, its main unit, the artificial neuron, works in a similar way to the biological neuron. This alternative tool has been successfully applied in many geotechnical engineering problems and can therefore be used as an alternative tool to evaluate the behavior of settlement in isolated piles. In this paper, the ANN used were the multilayer perceptron type, employing a supervised training that uses the error back propagation algorithm. The model developed relates settlement in isolated piles with the type and the geometrical properties of the piles (diameter and length), the stratigraphy and characteristics of compactness or consistency of soils by means of the SPT tests results, and the load applied, obtained in static pile load tests performed in continuous helix, steel driven and excavated pile types. The data set used to model consisted of 1.947 samples of input and output. QNET 2000 was the program used to assist the training and validation of various architectures of neural networks. The architecture formed by 10 nodes in the input layer, 28 neurons distributed in 4 intermediate layers and one neuron in the output layer, corresponding to the measured discharge for cutting (A10:14:8:4:2:1) was the one that showed the best performance, with the correlation coefficient between the estimated settlements and settlements measured during the validation phase of 0.94, such value can be considered satisfactory when considering the prediction of a complex phenomenon. After comparing the performance of the applied load x settlement estimated by model proposed curve with the applied load x settlement measured in static pile load test curve and the applied load x settlement estimated by an elasto-plastic model thru numerical simulation, it was found that the ANN were able to understand the behavior of deep foundations of continuous helix, steel driven and excavated piles type, allowing among other things, the definition of workloads and load limits at the pile.

Key words: Artificial Neural Networks, Deep Foundation, Settlements.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1– Mecanismo de funcionamento de uma fundação profunda do tipo estaca.....	21
Figura 2.2 - Mecanismo de transferência de carga.....	24
Figura 2.3 - Comportamento de uma estaca isolada.....	25
Figura 2.4 - Recalques .....	29
Figura 2.5 - Geometria do problema e condição de contorno do método de Poulos e Davis (1980) .....	31
Figura 2.6 – Fatores para o cálculo de recalque em estacas. ....	32
Figura 2.7 – Fator de correção para a base da estaca em solo mais rígido: (a) para $L/D = 75$ ; (b) para $L/D = 50$ ; (c) para $L/D = 25$ ; (d) para $L/D = 10$ ; (e) para $L/D = 5$ ; .....	33
Figura 2.8 - Geometria do problema e condição de contorno do método de Aoki (1984) para o recalque da base da estaca .....	34
Figura 2.9 - Condição de contorno do método de Aoki (1979) para o encurtamento elástico da estaca .....	36
Figura 2.10 – Coeficiente $\alpha_{ss}$ em função da distribuição do atrito unitário .....	38
Figura 2.11 - Conjunto para execução da sondagem a percussão .....	40
Figura 2.12 – Sistemas de reação para prova de carga estática.....	43
Figura 2.13 – Curvas carga x recalque de provas de carga com diferentes velocidades de carregamento. ....	44
Figura 2.14 - Arquitetura de um Perceptron multicamadas.....	45
Figura 2.15 - Neurônio artificial.....	46
Figura 2.16 - Aprendizado supervisionado .....	49
Figura 2.17 - Ajustes sucessivos dos pesos sinápticos .....	50
Figura 2.18 - Grafo de fluxo de sinal ressaltando os detalhes do neurônio de saída k conectado ao neurônio oculto j.....	50
Figura 2.19 – Arquitetura de duas RNA utilizadas para fazer a previsão da capacidade da carga das estacas pré-moldadas de concreto.....	54
Figura 2.20 – Curvas carga aplicada x recalques medidos e previstos pelos modelos RNA proposto, Poulos and Davis (1980), Vesic (1977), Das (1995), e o método não-linear t–z de Reese <i>et al</i> (2006). ....	56
Figura 3.1 - Distribuição de acordo com o tipo da estaca: (a) considerando a quantidade de estaca e (b) considerando a quantidade de recalque medido .....	60



Figura 3.2 - Distribuição das 199 estacas empregadas na modelagem de acordo com a região do território brasileiro onde foram executada.....	61
Figura 3.3 - Histograma dos recalques medidos.....	62
Figura 3.4 - Seção transversal para estacas cravadas metálicas .....	64
Figura 3.5 - Estratigrafia do solo .....	66
Figura 3.6 - Função de ativação sigmóide.....	67
Figura 3.7 - Ilustração das regiões crítica (RC) e região de aceitação (RA) .....	74
Figura 4.1 - Evolução das correlações com número de iteração na fase de treinamento e validação do modelo com arquitetura A10:12:8:6:4:1 (R9).....	79
Figura 4.2 - Evolução das correlações com número de iteração na fase de treinamento e validação do modelo com arquitetura A10:14:8:4:2:1 (R10).....	79
Figura 4.3 - Evolução das correlações com número de iteração na fase de treinamento e validação do modelo com arquitetura A10:12:8:6:4:1 (R9_mod).....	81
Figura 4.4 - Evolução das correlações com número de iteração na fase de treinamento e validação do modelo com arquitetura A10:14:8:4:2:1 (R10_mod).....	81
Figura 4.5 - Correlação entre os valores calculados pelo modelo A10:14:8:4:2:1 (R10_mod) na fase de validação e os recalques medidos.....	83
Figura 4.6 - Correlação entre os valores calculados pelo modelo A10:14:8:4:2:1 (R10_mod) na fase de treinamento e os recalques medidos. ....	83
Figura 4.7 - Arquitetura do modelo proposto para estimar recalques em fundações profundas. ....	85
Figura 4.8 - Distribuição de frequência dos resíduos do modelo de previsões de previsão de recalque em fundações profundas.....	88
Figura 4.9 - Estratigrafia do solo caracterizado a partir da realização do ensaio SPT .....	90
Figura 4.10 - Curvas carga aplicada x recalque medido e estimado pelo modelo proposto para a estaca teste .....	93
Figura 4.11 – Modelo elasto-plástico via simulação numérica .....	95
Figura 4.12 - Curvas carga aplicada x recalque medido e estimado pelo modelo elasto-plástico para a estaca teste .....	95
Figura 4.13 – Comparação entre modelos de previsão de recalque para estaca hélice contínua E101.....	97
Figura 4.14 - Comparação entre modelos de previsão de recalque para a estaca escavada E166.....	97
Figura 4.15 - Comparação entre modelos de previsão de recalque para a estaca teste .....	98

## LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1- Coeficiente de correlação dos modelos tradicionais e a RNA .....	55
Tabela 3.1 - Variáveis de entrada e de saída utilizadas no modelo .....	63
Tabela 3.2 - Valores adotados para a variável tipo da estaca ( $T$ ) .....	64
Tabela 3.3 - Valores máximos e mínimos das variáveis. ....	68
Tabela 4.1 - Arquiteturas utilizadas na modelagem .....	77
Tabela 4.2 - Correlações obtidas para os modelos na fase de validação .....	78
Tabela 4.3 - Informações quanto ao número de exemplos com recalque negativo e quanto ao número de exemplos com diferença entre valor medido e calculado maior que 14 mm. ....	80
Tabela 4.4 - Correlações obtidas para os modelos modificados na fase de validação .....	82
Tabela 4.5 - Contribuição das variáveis de entrada para o modelo de previsão de recalque em fundações profundas (R10_mod) fornecidas pelo programa QNET2000. ....	84
Tabela 4.6 - Valores dos pesos sinápticos ( $wkj$ ) e dos limiares ( $bk$ ) entre a camada de entrada e a primeira camada intermediária do modelo de previsão de recalque em fundações profundas obtidos após o treinamento. ....	86
Tabela 4.7 - Valores dos pesos sinápticos ( $wkj$ ) e dos limiares ( $bk$ ) entre a primeira e a segunda camada intermediária do modelo de previsão de recalque em fundações profundas obtidos após o treinamento .....	86
Tabela 4.8 - Valores dos pesos sinápticos ( $wkj$ ) e dos limiares ( $bk$ ) entre a segunda e a terceira camada intermediária do modelo de previsão de recalque em fundações profundas obtidos após o treinamento.....	87
Tabela 4.9 - Valores dos pesos sinápticos ( $wkj$ ) e dos limiares ( $bk$ ) entre a terceira e a quarta camada intermediária do modelo de previsão de recalque em fundações profundas obtidos após o treinamento.....	87
Tabela 4.10 - Valores dos pesos sinápticos ( $wkj$ ) e dos limiares ( $bk$ ) entre a quarta camada intermediária e a camada de saída do modelo de previsão de recalque em fundações profundas obtidos após o treinamento .....	87
Tabela 4.11- Cálculo de $(\chi^2)_{cal}$ para os resíduos do modelo de previsão de recalques em fundações profundas. ....	88
Tabela 4.12 - Saídas dos neurônios da primeira camada intermediária. ....	91
Tabela 4.13 - Saídas dos neurônios da segunda camada intermediária .....	91
Tabela 4.14 - Saídas dos neurônios da terceira camada intermediária.....	92

Tabela 4.15 - Saídas dos neurônios da quarta camada intermediária.....	92
Tabela 4.16 – Parâmetros do solo de fundação da estaca testes obtidos por meio de correlações com o resultado do ensaio SPT. ....	94

## LISTA DE SÍMBOLOS, ABREVIATURAS E SIGLAS.

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
%Ar	Porcentagem de areia ao longo do comprimento da estaca
%Arg	Porcentagem de argila ao longo do comprimento da estaca
%Sil	Porcentagem de silte ao longo do comprimento da estaca
$\chi^2$	Estatística “qui-quadrado”
$(\chi^2)_{cal}$	Valor calculado da estatística “qui-quadrado”
$(\chi^2)_{tab}$	Valor tabelado da estatística “qui-quadrado”
$\{w_{k,j}(n)\}$	Valores dos pesos sinápticos do neurônio $k$ no passo de tempo $n$
$\{w_{k,j}(n+1)\}$	Valores dos pesos sinápticos do neurônio $k$ no passo de tempo $n+1$
$a$	Parâmetro de inclinação da função sigmoideal
A10:14:8:4:2:1	Arquitetura do modelo proposto
$A_p$	Área da seção transversal da estaca
$b_k$	Bias
$c$	Estágios de carga realizados
CPT	Ensaio do cone
$D$	Diâmetro da estaca
$d$	Distância entre a base ou ponta da estaca e a superfície indeslocável
$\bar{d}$	Média aritmética dos desvios-padrões da amostra
$d'$	Resíduo entre o valor medido e o valor calculado
$D_b$	Diâmetro da base da estaca
$d_k(n)$	Resposta desejada para o neurônio $k$ na iteração $n$
DMT	Ensaio Dilatométrico
$E$	Módulo de elasticidade do solo
$e$	Índice de vazios
$E(n)$	Função de custo ou índice de desempenho
$e_0$	Índice de vazios inicial
$E_b$	Módulo de Young do solo sob a base da fundação
$e_k(n)$	Erro calculado pela rede na iteração $n$ para o neurônio $k$
ELS	Estado-limite de serviço
ELU	Estado-limite último
$e_{max}$	Índice de vazios máximo

$e_{\min}$	Índice de vazios mínimo
$E_p$	Módulo de elasticidade da estaca
EQM	Erro quadrático médio
$F_{ei}$	Frequência esperada, ou teórica, para o elemento $i$
$F_{oi}$	Frequência observada para o elemento $i$
H	Profundidade da camada incompressível
$I_0$	Fator de influência que é em função da razão entre o diâmetro da base da estaca e o diâmetro da estaca
$I_{wp}$ e $I_{ws}$	Fatores de influência
K	Coeficiente de rigidez da estaca
k	Número das classes de frequência da distribuição para a amostra.
L	Comprimento da estaca
LI	Limite inferior do intervalo de confiança
LS	Limite superior do intervalo de confiança
MEF	Método dos elementos finitos
n	Tamanho da amostra
NBR	Norma brasileira
NF	Somatório do $N_{SPT}$ ao longo do fuste da estaca
NP	$N_{SPT}$ na base (ponta) da estaca
$n_s$	Fator de forma
$N_{SPT}$	Índice de resistência à penetração
NT	Nível do terreno
P	Carga vertical aplicada no topo da estaca
PCE	Prova de carga estática
$P_F$	Carga transmitida ao longo do fuste
PMT	Ensaio pressiométrico
$P_p$	Parcela da carga aplicada no topo que chega até a ponta da estaca
R1, R2,...R10	Arquiteturas testada
$R_A$	Razão entre a área da seção transversal estrutural da estaca e a área do círculo externo
RA	Região de aceitação
$R_b$	Fator devido à ponta estar em solo mais rígido, que considera o módulo de Young do solo sob a base

$R_{ba}$	Resistência unitária admissível da base
RC	Região crítica
$R_F$	Resistência do fuste
$R_{fa}$	Resistência unitária admissível do fuste
$R_{fi}$	Resistência por atrito lateral na camada “i”
$R_h$	Fator devido à presença de camada incompressível na profundidade
$R_k$	Fator devido à compressibilidade da estaca
RNA ou ANN	Rede Neural Artificial
$R_p$	Resistência da ponta.
$R_T$	Correlação para a etapa de treinamento
$R_V$	Correlação para a etapa de validação
$R_v$	Fator devido ao coeficiente de Poisson do solo $v$
$s$	Desvio-padrão da amostra
SPT	Sondagem à percussão de simples reconhecimento
T	Tipo da estaca
$w_{k,j}$	Pesos sinápticos
X	Variável a ser normalizada
$X'$	Variável resultante da normalização
$x_m$	Entrada apresentada a rede
$X_{máx}$	Valor máximo da variável a ser normalizada
$X_{mín}$	Valor mínimo da variável a ser normalizada
$y_k(n)$	Saída calculada pela rede na iteração $n$
Z	Espessura de uma camada qualquer subjacente à base da estaca
$z$	Distância vertical do ponto de aplicação da carga ao topo da camada qualquer subjacente à base da estaca
$Z_{\alpha/2}$	Variável aleatória da distribuição normal para qual a probabilidade de ocorrência de um valor $d' \leq (1-\alpha)$
$\alpha$	Termo <i>momentum</i>
$\alpha_{ss}$	Coefficiente que depende da distribuição do atrito ao longo do fuste
$\delta_j(n)$	Gradiente local do neurônio $j$ pertencente à camada oculta
$\delta_k(n)$	Gradiente local do neurônio de saída $k$
$\Delta w_{k,m}$	Ajuste (correção) do peso sináptico

$\Delta\sigma$	Acréscimo total de tensões em uma camada qualquer subjacente à base da estaca
$\Delta\sigma_i$	Acréscimo de tensões na linha média da camada qualquer subjacente à base da estaca, provocado pela parcela da carga aplicada no topo que é resistida ao longo do comprimento da estaca
$\Delta\sigma_p$	Acréscimo de tensões na linha média da camada qualquer subjacente à base da estaca, provocado pela parcela da carga aplicada no topo que chega até a ponta da estaca
$\eta$	Taxa de aprendizado
$\nu$	Coefficiente de Poisson
$\nu_k$	Campo local induzido ou potencial de ativação
$\rho$	Recalque do topo da estaca
$\rho_b$	Recalque da base da estaca
$\rho_c$	Valor do recalque calculado pelo modelo proposto
$\rho_e$	Encurtamento elástico da estaca
$\rho_f$	Recalque referente à carga lateral da estaca
$\rho_m$	Valor do recalque medido no ensaio de prova de carga estática
$\Sigma L_{AREIA}$	Somatório das espessuras das camadas de solo arenoso em contato com a lateral da estaca
$\Sigma L_{ARGILA}$	Somatório das espessuras das camadas de solo argiloso em contato com a lateral da estaca
$\Sigma L_{SILTE}$	Somatório das espessuras das camadas de solo siltoso em contato com a lateral da estaca
$\varphi$	Graus de liberdade

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>16</b>
1.1	Motivação da pesquisa .....	16
1.2	Objetivos da pesquisa .....	18
1.3	Metodologia empregada .....	18
1.4	Escopo do trabalho.....	19
<b>2</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....</b>	<b>20</b>
2.1	Tipos de fundações .....	20
2.2	Mecanismos de transferência de cargas em estacas.....	23
2.3	Recalques em estacas .....	26
2.4	Ensaio de campo utilizados no projeto e análise de fundações profundas.....	38
2.5	Redes neurais artificiais.....	44
2.6	Aplicações das RNA em engenharia geotécnica .....	52
2.7	Considerações parciais .....	57
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA DE DESENVOLVIMENTO DO MODELO.....</b>	<b>59</b>
3.1	Levantamento e tratamento dos dados .....	59
3.2	Definição das variáveis .....	62
3.3	Treinamento e validação dos modelos.....	68
3.4	Análise dos resíduos .....	70
3.4.1	<i>Definição do intervalo de confiança para os resultados do modelo.....</i>	<i>70</i>
3.4.2	<i>Teste de Aderência .....</i>	<i>72</i>
3.5	Comparação do modelo proposto com outros modelos de previsão .....	74
3.6	Considerações parciais .....	75
<b>4</b>	<b>APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....</b>	<b>76</b>
4.1	Apresentação do modelo neuronal .....	76
4.2	Aplicação do modelo neuronal.....	89
4.3	Simulação numérica da prova de carga. ....	93
4.4	Comparação entre as metodologias.....	96
4.5	Considerações parciais .....	98
<b>5</b>	<b>CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA PESQUISAS FUTURAS .....</b>	<b>100</b>
5.1	Conclusões.....	100
5.2	Sugestões para pesquisas futuras.....	103
	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>104</b>



<b>APÊNDICE A.....</b>	<b>107</b>
<b>APÊNDICE B.....</b>	<b>143</b>
<b>APÊNDICE C.....</b>	<b>148</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Este capítulo aborda a motivação e os objetivos da pesquisa, a metodologia empregada para o seu desenvolvimento, além de descrever a divisão feita para a apresentação do trabalho.

### 1.1 Motivação da pesquisa

Fundação de uma obra de engenharia é todo elemento que intermedeia entre a estrutura e o terreno responsável por receber os esforços de ações diversas aplicados pelas estruturas e transmiti-los ao terreno de forma segura e econômica (GUSMÃO FILHO, 1998).

Qualquer fundação quando carregada solicita o terreno, fazendo com que este se deforme para atingir uma nova condição de equilíbrio, resultando em deslocamentos verticais, os chamados recalques. Quando os recalques são excessivos, podem gerar danos à obra, mas quando estes movimentos são eliminados, ou extremamente reduzidos, podem elevar o custo da obra.

Assim, para elaborar um projeto de fundações racional, seguro e econômico é preciso prever os recalques que estes elementos irão sofrer a curto e longo prazo e com isso adotar um valor limite de recalque como tolerável para que se garanta um comportamento aceitável quanto ao bom funcionamento da estrutura projetada durante sua vida útil (BARROS, 2012).

Estimar o recalque em estacas é um problema muito complexo, incerto e ainda não totalmente compreendido, devido às muitas incertezas associadas aos fatores que afetam a magnitude desta deformação. Esses fatores incluem a distribuição de tensão aplicada, o histórico de tensão-deformação do solo, a compressibilidade do solo e a dificuldade na obtenção de parâmetros de resistência e de deformabilidade do solo (NEJAD; JAKSA; McCABE, 2009).

Há diferentes técnicas que podem ser aplicadas para avaliar os recalques em fundações, dentre elas existem os métodos racionais, métodos semiempíricos e métodos numéricos, mas todos eles envolvem simplificações ou limitações, e que os resultados por mais sofisticado que sejam devem ser encarados como uma estimativa.

A Rede Neural Artificial (RNA) é uma ferramenta que funciona de maneira analoga ao cérebro humano que vêm sendo aplicada a muitos problemas de engenharia geotécnica e demonstraram algum grau de sucesso. A RNA já foi aplicada como uma técnica

alternativa para oferecer uma estimativa do recalque em fundações profundas em dois trabalhos, o de Nejad, Jaksa e McCabe (2009) e o de Amancio (2013).

Nejad, Jaksa e McCabe (2009) empregaram as RNA para estimar o recalque em estacas a partir de dados do ensaio de sondagem à percussão (SPT). Com um banco de dados contendo 1.013 registros de casos de medições de campo, utilizando 16 (dezesesseis) variáveis na camada de entrada da RNA (tipo de prova de carga; material da estaca; método de execução da estaca; ponta da estaca (aberta ou fechada); rigidez axial da estaca; área da seção transversal da ponta da estaca; perímetro da estaca em contato com o solo; comprimento da estaca; comprimento da estaca embutido; os  $N_{SPT}$  médios e corrigidos de cinco seções do comprimento embutido da estaca ( $N_1, N_2, N_3, N_4, N_5$ );  $N_{SPT}$  na ponta da estaca e carga aplicada) e várias arquiteturas, seus resultados indicam que a RNA têm a capacidade de prever o recalque em estacas com um grau aceitável de precisão para deformações de até 185 mm. O trabalho utilizou uma situação real para comparar as previsões feitas pela RNA com os métodos tradicionais Poulos e Davis (1980), Vesic (1977), Das (1995), e o método não-linear  $t-z$  de Reese et al (2006), concluindo que a RNA foi o método que mais se aproximou do comportamento obtido por meio de prova de carga estática.

Amancio (2013) aplicou as RNA para prever os recalques em fundações profundas utilizando informações do ensaio de sondagem à percussão (SPT) e de provas de cargas estáticas realizadas em estacas dos tipos hélice contínua, cravada metálica e escavada. Com um banco de dados contendo 1.748 registros de casos de medição de campo, utilizando seis variáveis na camada de entrada da RNA (tipo da estaca; comprimento da estaca; diâmetro da estaca; o somatório do  $N_{spt}$  ao longo do fuste da estaca; o  $N_{spt}$  na base da estaca; carga aplicada na estaca) e testando varias arquiteturas, seus resultados demonstraram que as RNA são capazes de entender o comportamento do recalque nas fundações profundas e fornecer a magnitude dos recalques para qualquer valor de carga vertical de modo satisfatório.

Muitos são os fatores que influenciam os recalques em fundações profundas, alguns deles foram utilizados como variáveis na camada de entrada das RNA nos trabalhos de Amancio (2013) e Nejad, Jaksa e McCabe (2009). Amancio (2013) sugere que, para pesquisas futuras, sejam considerados outros fatores para tentar melhorar o modelo de previsão. Com este intuito, serão empregados neste trabalho fatores não utilizados em ambos os trabalhos citados acima, sendo eles os fatores que consideram a estratigrafia do solo e a distância entre a ponta da estaca e a camada incompressível.

## 1.2 Objetivos da pesquisa

Este trabalho tem por objetivo principal elaborar um modelo de estimativa dos deslocamentos verticais induzidos por um carregamento axial em fundações profundas isoladas com a utilização de redes neurais artificiais do tipo perceptron. Para se atingir este objetivo utilizaram-se informações disponíveis em relatórios de sondagem à percussão do tipo SPT e provas de cargas estáticas realizadas em estacas dos tipos hélice contínua, cravada metálica e escavada.

Dentre os objetivos específicos desta pesquisa, podem ser citados:

- Estudar o comportamento das fundações profundas com relação aos recalques;
- Estudar as principais características das redes neurais artificiais, bem como seu funcionamento;
- Determinar as variáveis que influenciam no fenômeno físico dos recalques em fundações profundas, a partir da bibliografia estudada;
- Definir o modelo que apresenta o melhor desempenho na estimativa dos recalques em fundações profundas em estacas isoladas do tipo hélice contínua, cravada metálica e escavada;
- Comparar o desempenho da curva carga x recalque elaborada com os recalques estimados pelo modelo proposto com a curva carga x recalque resultante da prova de carga estática, com a curva x recalque estimada pelo modelo de Amancio (2013) e com a curva carga x recalque gerada a partir de um modelo elasto-plástico para o sistema solo-fundação;
- Determinar qual dos fatores que influenciam o recalque em fundações profundas adotados como variáveis na camada de entrada da RNA deste trabalho mais afetam a estimativa do recalque em estacas isoladas;

## 1.3 Metodologia empregada

Inicialmente neste trabalho foi realizada uma revisão bibliográfica sobre o comportamento das fundações profundas em estacas quanto aos recalques gerados da aplicação de um carregamento axial, e também realizado um estudo para entender o funcionamento de uma ferramenta alternativa, já empregada na solução de problemas em engenharia geotécnica, chamada redes neurais artificiais (RNA) com vistas a sua utilização na previsão dos recalques em estacas.

Posteriormente foram coletadas informações das variáveis de entrada da RNA nos ensaios de sondagem à percussão (SPT) e de prova de carga estáticas das 199 estacas trabalhadas por Amancio (2013). Os dados presentes no conjunto de dados sofreram um tratamento chamado de normalização. A normalização dos dados é necessária para o desenvolvimento dos modelos baseados em RNA.

Normalizados as variáveis, o conjunto de dados foi então dividido formando o conjunto de treinamento e o conjunto de validação. O conjunto de treinamento é composto de exemplos que serão utilizados na fase de ajuste dos pesos sinápticos. Já o conjunto de validação é utilizado na etapa onde a RNA calcula, para situações não apresentadas a ela, uma resposta (saída da rede), permitindo determinar qual dos modelos melhor representa o fenômeno do recalque em fundações em estacas e, também permite analisar os resíduos (diferença entre o valor calculado e o valor medido).

#### **1.4 Escopo do trabalho**

Esta dissertação está estruturada em cinco capítulos, organizados da seguinte forma:

- Capítulo 1 – Introdução: apresenta a descrição da motivação, o objetivo que norteia o desenvolvimento deste trabalho e apresenta o arranjo geral da dissertação;
- Capítulo 2 – Revisão bibliográfica: composto por uma breve revisão da literatura referente a fundações profundas em estacas e seu comportamento e sobre redes neurais artificiais (RNA) e sua aplicação em problemas de geotecnia;
- Capítulo 3 – Metodologia de desenvolvimento do modelo: apresenta a metodologia de desenvolvimento do modelo neuronal, onde serão descritas detalhadamente as etapas de desenvolvimento do trabalho;
- Capítulo 4 – Apresentação e discussão dos resultados: apresenta as análises e discussões dos resultados obtidos de acordo com os objetivos da pesquisa utilizando a técnica RNA;
- Capítulo 5 – Conclusões e sugestões para pesquisas futuras: apresenta as conclusões gerais do trabalho bem como as sugestões para futuras pesquisas.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo aborda seis assuntos relevantes ao tema da pesquisa com o intuito de consolidar uma base teórica que possa auxiliar tanto na análise dos resultados, como nas conclusões finais desta dissertação.

Inicialmente, são apresentadas as definições básicas sobre os tipos de fundações bem como a forma como cada um dos tipos trabalha, seguido de uma descrição do mecanismo de transferência de cargas. Posteriormente, o recalque em estacas é abordado na terceira seção deste capítulo, e depois são apresentados os ensaios de campo utilizados no projeto e na análise de fundações profundas. Uma introdução sobre as Redes Neurais Artificiais (RNA) é feita para apresentar a ferramenta a ser utilizada neste trabalho e por fim, são descritas algumas aplicações desta ferramenta em estimativas do comportamento de fundações profundas.

### 2.1 Tipos de fundações

Fundação é definida por Gusmão Filho (1998) como sendo os elementos enterrados (sapatas, estacas, etc.) que transmitem os esforços de uma estrutura ao terreno. Magalhães (2005) define fundação como toda estrutura constituída por um elemento estrutural e pelo solo circundante capaz de suportar as solicitações impostas por ações externas, sendo o elemento estrutural aquele que recebe os esforços de ações diversas e transmite ao solo.

A NBR 6122/2010 define fundação superficial como elemento estrutural que transmite a carga ao terreno pelas tensões distribuídas sob a base da fundação, e acrescenta que sua profundidade de assentamento em relação à superfície do terreno é inferior a duas vezes a menor dimensão da fundação em planta. Essa mesma norma define fundação profunda como sendo o elemento estrutural que transmite a carga ao terreno por uma das três maneiras: pela base (resistência de ponta), pela superfície lateral (resistência de fuste) ou pela combinação das duas, devendo a profundidade de assentamento ser maior que o dobro da menor dimensão da fundação em planta, e ser de no mínimo 3,0 metros.

A Figura 2.1 ilustra a definição apresentada pela norma para fundações profundas do tipo estaca, tornando possível estabelecer a Equação 2.1:

$$P = R_F + R_p \quad (2.1)$$

Onde:

P: carga vertical aplicada no topo da estaca;

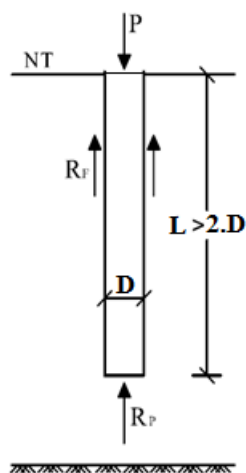
$R_f$ : resistência do fuste;

$R_p$ : resistência da ponta;

D: diâmetro da estaca;

L: profundidade de assentamento

Figura 2.1– Mecanismo de funcionamento de uma fundação profunda do tipo estaca



Fonte: Autor (2014)

Segundo Terzaghi, Peck e Mesri (1996), a escolha por projetar uma estrutura com fundação profunda, ao invés de uma fundação superficial, é feita se o solo imediatamente abaixo da superfície do terreno não tem capacidade de carga adequada, ou se uma estimativa dos custos indica que uma fundação profunda pode ser o mais econômico. Lambe e Whitman (1969) complementam enfatizando que, a situação básica para a escolha de uma fundação profunda é onde existe solo de baixa qualidade perto da superfície de terreno, ficando a fundação profunda responsável em transmitir as cargas da edificação através deste solo de baixa qualidade para uma camada de solo mais profunda que seja mais resistente.

De acordo com a NBR 6122/2010, as fundações profundas são constituídas pelas estacas e pelos tubulões, sendo as estacas diferenciadas dos tubulões por serem elementos de fundação executados inteiramente por equipamentos ou ferramentas, não havendo, portanto, em qualquer fase de sua execução, descida de pessoas no interior da escavação. Velloso e Lopes (2010) afirmam que há vários critérios que classificam o tipo de estaca, o material empregado é um dos critérios, sendo outro, o processo de execução adotado.

Quanto aos materiais empregados, as estacas podem ser de madeira, aço, concreto pré-moldado, concreto moldado in loco, ou pela combinação dos anteriores (NBR 6122/2010). O material empregado na estaca influencia no fenômeno do recalque, pois na geração do deslocamento existe a parcela do encurtamento elástico da própria estaca, a magnitude dessa parcela depende do módulo de elasticidade (parâmetro de deformabilidade) do material utilizado.

Quanto ao processo de execução (instalação), as estacas podem ser de deslocamento ou sem deslocamento. Langone (2012) explica que as estacas executadas através de cravação à percussão, prensagem ou vibração são classificadas como estacas de deslocamento e estacas executadas com retirada de solo, ou seja, as escavadas são chamadas de estacas sem deslocamento. Segundo o mesmo autor, as condições de instalação de uma estaca modificam o solo em seu entorno e com isso modifica seu comportamento.

Velloso e Lopes (2010) apresentam maiores detalhes quanto aos efeitos causados no solo de acordo com o processo executivo adotado. Quando a estaca é cravada (estaca de deslocamento) em solo granular, pouco ou medianamente compacto, compacta (densifica) o solo adjacente resultando em um efeito benéfico do ponto de vista do comportamento da estaca que é o aumento da sua capacidade de carga e ocorrência de menores recalques (solo mais rígido se comparado com o solo antes da cravação). Quando a estaca for cravada em solo altamente compacto, o solo se deslocará podendo afetar estruturas adjacentes. Por fim, se a estaca for cravada em um solo argiloso saturado, o deslocamento do solo resultará em elevação da poropressão, devido à baixa permeabilidade do material, resultando na redução da capacidade de carga do solo. No entanto, com o passar do tempo, a poropressão se dissipa, elevando a resistência do solo.

Quanto às estacas classificadas como sem deslocamento (estacas escavadas), a retirada do solo do espaço onde a estaca irá ocupar pode causar uma descompressão do terreno (alívio das tensões geostáticas), que será maior ou menor de acordo com o tipo de suporte empregado (como por exemplo, camisa metálica e fluido estabilizante) e também de acordo com o tempo decorrente entre o término da escavação e a concretagem da estaca (VELLOSO e LOPES, 2010)

Outro critério de classificação dos tipos de estacas é apresentado por Murthy (2002) em que as estacas podem ser classificadas como longa ou curta, de acordo com a relação  $L/D$  da estaca (onde  $L$  é o comprimento e  $D$  é o diâmetro da estaca). Em uma estaca curta, a carga transferida para a ponta da estaca tem uma porcentagem significativa da carga vertical total aplicada na parte superior. Já em uma estaca longa, a carga de atrito nas laterais



da estaca passa a ser uma parte significativa da carga vertical total aplicada. Dessa maneira, quanto à estaca ser longa ou curta, influenciará na transferência de carga, na capacidade de carga e na geração de recalque.

Os tipos de estacas trabalhados nesta dissertação são: estacas metálicas, escavadas e hélice contínua. Classificando essas estacas utilizando os critérios apresentados anteriormente obtém-se que, as estacas metálicas são constituídas por peças de aço e enquadram-se na categoria das estacas de deslocamento cuja cravação pode ser feita por percussão, prensagem ou vibração. As estacas escavadas e as estacas hélice contínua são constituídas de concreto moldado in loco e enquadram-se na categoria das estacas sem deslocamento.

## **2.2 Mecanismos de transferência de cargas em estacas**

O comportamento de uma fundação profunda formada por estaca isolada desde o início de seu carregamento até sua ruptura é melhor compreendido quando se estuda o mecanismo de transferência de carga da estaca para o solo também chamado de interação estaca-solo (VELLOSO e LOPES, 2010).

Existem diversos modelos de mecanismo de transferência de carga em estacas, Murthy (2002) descreve um deles, utilizando para isso a Figura 2.2. Considerando uma estaca carregada até a ruptura (Figura 2.2a), cujo aumento de carga no topo da estaca é feito de maneira gradual (em estágios), se o recalque na parte superior da estaca for medido em cada estágio de carregamento após a condição de equilíbrio ser atingido, uma curva de carga x recalque pode ser obtida como mostra a Figura 2.2c. Caso a estaca seja instrumentada, a distribuição de carga, ao longo da estaca, pode ser determinada em diferentes fases de carregamento (Figura 2.2b).

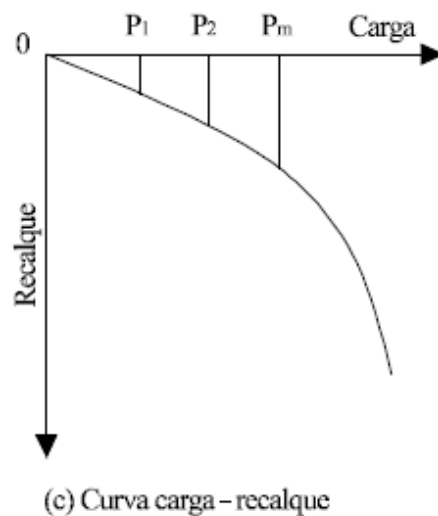
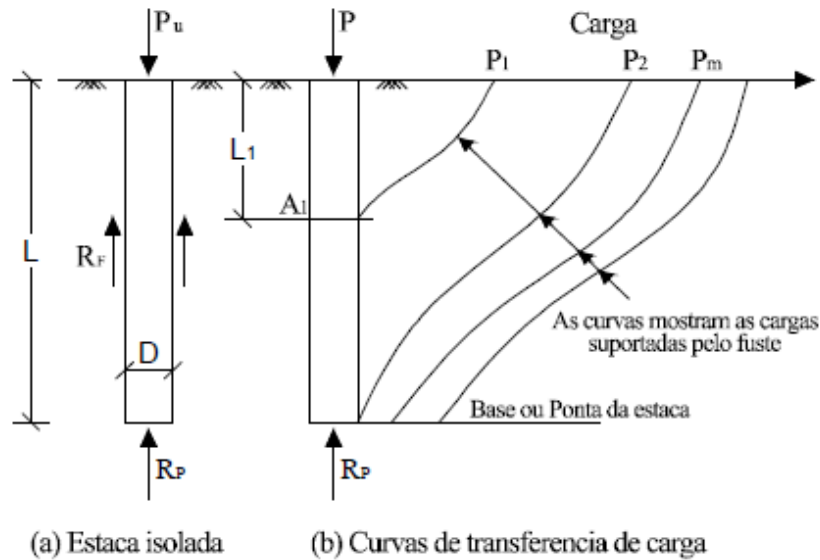
Inicialmente, quando uma carga  $P_1$  atua sobre o topo da estaca, a carga vertical no nível do solo é também  $P_1$ , mas no nível  $A_1$  a carga vertical é zero (Figura 2.2b). A carga total  $P_1$  é distribuída como carga de atrito (lateral) dentro de um comprimento da estaca  $L_1$ . A seção inferior de  $A_1$  até a ponta da estaca não será afetada por essa carga.

Aumentando a carga na parte superior para  $P_2$ , a carga vertical na ponta da estaca continua a ser zero, sendo a carga total  $P_2$  distribuída como carga de atrito ao longo de todo o comprimento da estaca  $L$ . Tornando a carga a ser aplicada na estaca maior do que  $P_2$ , uma parte dessa carga é transferida para o solo na base como carga de ponta e o restante é transferido para o solo em torno do fuste da estaca.

Com o aumento da carga  $P$  aplicada no topo da estaca, tanto a carga de atrito quanto a de ponta continuam a aumentar e, a partir do momento que a carga de atrito atinge um valor último  $P_F$ , a um nível de carga específico  $P_m$  no topo, qualquer outro incremento de carga adicionada a  $P_m$  não vai mais aumentar o valor de  $P_F$  no entanto, a carga de ponta  $P_P$  continuará aumentando até o solo sofrer ruptura.

Portanto, para ocorrer à ruptura (estágio último) a estaca precisa se deslocar o suficiente para mobilizar toda a resistência do solo, seja ao redor do fuste, seja na base. Mas entre o início do carregamento da estaca e a sua ruptura, a mobilização da resistência é parcial, e boa parte do solo que envolve a estaca está distante da ruptura (VELLOSO e LOPES, 2010).

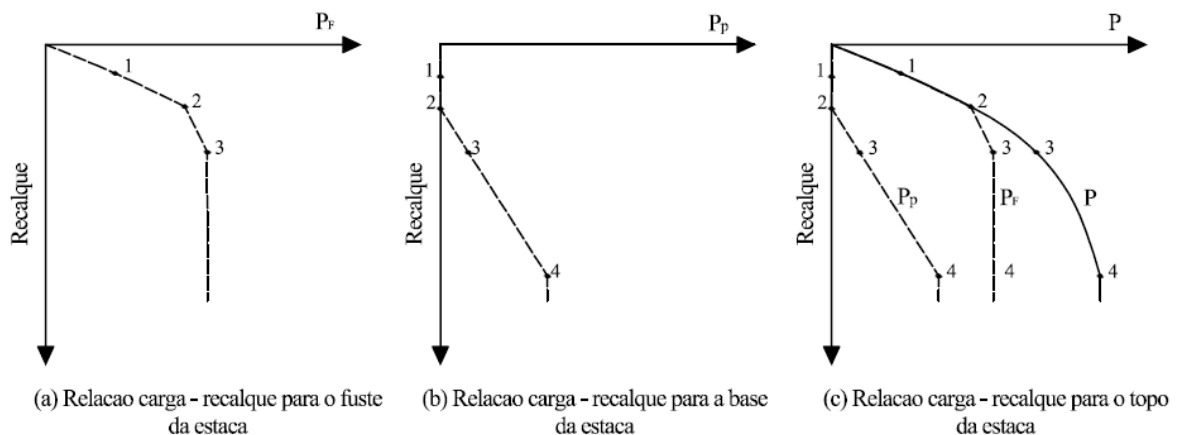
Figura 2.2 - Mecanismo de transferência de carga



Velloso e Lopes (2010) apresentam ainda aspectos importantes do mecanismo de transferência de carga estaca-solo. Segundo os autores, no início do carregamento apenas a parte superior da estaca se desloca, já que a mesma apresenta a capacidade de se encurtar elasticamente. Dessa maneira, a mobilização do atrito lateral, que necessita do deslocamento da estaca, ocorre de cima para baixo (Figura 2.3a) Em consequência, os primeiros estágios de carga são absorvidos praticamente só por atrito lateral, e que a mobilização da resistência de ponta passa a se desenvolver mais intensamente quando boa parte do atrito lateral está esgotada (Figura 2.3b).

Outro aspecto importante é que o movimento vertical (deslocamento) da estaca necessário para mobilizar a resistência de ponta é muito maior do que o necessário para mobilizar o atrito lateral, assim sendo, a resposta do solo ao carregamento do fuste é mais rígida (apresenta menores recalques para um determinado nível de carga) do que ao carregamento da base da estaca (Figura 2.3c) (VELLOSO e LOPES, 2010).

Figura 2.3 - Comportamento de uma estaca isolada



Fonte: Velloso e Lopes (2010)

Como apresentado anteriormente, o atrito lateral entre a estaca e o solo se desenvolve plenamente com pequenas deformações, enquanto que a reação de ponta necessita de deformações bem maiores para mobilizar-se. Na literatura há valores para a deformação necessária para o pleno desenvolvimento da carga de atrito lateral, onde para argilas a faixa de deformação é de 0,5% a 2% do diâmetro da estaca e para solos granulares é de 1% a 3% do diâmetro da estaca (DÉCOURT *et al.*, 1998; POULOS, 1980 *apud* LANGONE, 2012)

O conhecimento do mecanismo de transferência de carga em estacas permite estimar a curva carga x recalque e conseqüentemente a capacidade de carga e o recalque deste tipo de fundação profunda.

A curva carga x recalque (Figura 2.3c) permite definir, em geral três fases distintas: a primeira reflete certa proporcionalidade entre cargas e recalques (trecho de deformações elásticas que, segundo Langone (2012) é referente à mobilização de atrito lateral); a segunda corresponde a uma deformação plástica em que a velocidade de carregamento influi muito sobre os recalques; e a terceira corresponde à definição da carga de ruptura. A forma da curva varia com a rigidez do sistema e com a velocidade de aplicação dos estágios de carga (NIYAMA *et al.*, 1996 *apud* AMANN, 2010).

### **2.3 Recalques em estacas**

Qualquer fundação quando carregada, solicita o terreno, que se deforma para atingir uma nova situação de equilíbrio, e dessas deformações resultam deslocamentos verticais (recalques), horizontais e rotações (VELLOSO e LOPES, 2011). Gusmão Filho (1998) complementa afirmando que estes deslocamentos solicitam as estruturas assentes no maciço e que, quando estes deslocamentos são excessivos, podem conduzir ao aparecimento de danos às obras, mas quando estes movimentos são eliminados ou reduzidos a níveis extremamente baixos pode elevar o custo da obra de modo a ser economicamente inviável.

Para Barros (2012), um dos desafios do projetista em engenharia de fundações é prever os recalques que estes elementos irão sofrer a curto e longo prazo, e com isso adotar um valor limite de recalque como tolerável para que se garanta um comportamento aceitável quanto ao bom funcionamento da estrutura projetada durante sua vida útil.

Assim, a capacidade que tem uma estrutura em absorver as tensões criadas pelos recalques de um apoio é que irá limitar a capacidade de deformação do horizonte resistente onde está apoiada. Um exemplo: uma argila saturada, submetida a um carregamento, sofre adensamento com a conseqüente expulsão da água intersticial, o que pode vir a gerar recalques acentuados, mesmo estando muito longe do seu limite de ruptura (OLIVEIRA FILHO, 1988).

Portanto, recalque é todo deslocamento vertical (mudança da posição) verificado quando uma fundação é solicitada por um carregamento. Os recalques podem apresentar diferenças relevantes na magnitude dos valores, principalmente para diferentes tipos de solo e fundações. Levando-se em consideração o tipo de fundação, verifica-se que o recalque total

em fundações profundas é, em geral, menor que os verificados em fundações superficiais (MAGALHAES, 2005).

Segundo Anjos (2006), na maioria dos projetos de fundações elaborados no Brasil, as análises de deformabilidade são negligenciadas ou, quando feitas, ficam em segundo plano ou restringe-se a eventos isolados, sendo a capacidade de carga avaliada, isoladamente, para considerar se um determinado projeto de fundações está adequado ou não.

O recalque total ou final que uma fundação sofre ao ser carregada se processa, em parte, imediatamente após aplicação de carga, chamado de recalque instantâneo ou imediato e, em parte, com o decorrer do tempo, chamado de recalque no tempo, resultante do adensamento (VELLOSO e LOPES, 2011). A análise do recalque em estacas isoladas indica que o recalque imediato contribui com a maior parte do recalque final, levando em consideração as estacas em solos arenosos, o recalque imediato é quase igual ao recalque final (MURTHY, 2002). Nesse trabalho, o interesse recai sobre a parcela referente ao recalque imediato.

Segundo a NBR 6122/2010, os valores-limites de projeto para os deslocamentos e deformações das fundações dependem, dentre outras coisas, do tipo de estrutura, tipo de fundações, natureza do solo e finalidade da obra.

Nejad, Jaksá e McCabe (2009) afirma que, estimar o recalque em estacas é um problema muito complexo, incerto e ainda não totalmente compreendido, devido às muitas incertezas associadas aos fatores que afetam a magnitude desta deformação. Esses fatores incluem a distribuição das tensões aplicadas, o histórico de tensão-deformação do solo, a compressibilidade do solo e a dificuldade na obtenção de amostras indeformadas de solo (amostra que preserva o volume, a estrutura e a umidade) para realizar ensaios em laboratório de maneira que represente as condições de campo.

Velloso e Lopes (2011) complementam afirmando que, a previsão do recalque é um dos exercícios mais difíceis da Geotecnia e que os resultados dos cálculos, por mais sofisticados que sejam, devem ser encarados como uma estimativa.

Segundo Anjos (2006), há diferentes técnicas que podem ser aplicadas para avaliar o comportamento dos recalques em fundações. Velloso e Lopes (2010) classificam os métodos para estimar os recalques em estacas isoladas em métodos racionais, que consistem em soluções analíticas para representação do comportamento tensão-deformação dos solos, e em métodos semiempíricos, que consistem em soluções adaptadas a correlações com ensaios de penetração (SPT e CPT). Os métodos racionais podem ser separados em métodos baseados

na Teoria da Elasticidade e em métodos numéricos (inclusive baseados em funções de transferência de carga).

O recalque de fundações pode ser estimado a partir de correlações associadas a métodos semiempíricos. Estes métodos permitem a estimativa de propriedades de deformação dos solos por meio de ensaios outros que não aqueles que visam observar o comportamento tensão-deformação dos solos (no laboratório: ensaios triaxiais, oedométrico, etc.; no campo: ensaios de placa e pressiométrico) (VELLOSO e LOPES, 2011).

Muitos métodos de previsão de recalque tem se centrado em correlações com ensaios “in situ” devido à dificuldade em se obter os parâmetros de deformabilidade e resistência do solo de maneira representativa das condições de campo. No entanto, a maior parte dos métodos disponíveis simplifica o problema com a incorporação de vários pressupostos para lidar com a complexidade do comportamento geotécnico, e a variabilidade espacial dos materiais. Conseqüentemente, a maior parte dos métodos existentes não consegue alcançar um resultado consistente com relação à estimativa dos recalques em estacas (NEJAD; JAKSA; McCABE, 2009).

Para Anjos (2006), os métodos empíricos ou semiempíricos são, em geral, adequados ao local onde foram calibrados, e os métodos baseados na Teoria da Elasticidade estão sujeitos à limitação tais como admitir que o solo suporta igualmente esforços de compressão e tração e admitir o solo como semi-infinito, elástico, homogêneo e isotrópico. A maioria dos métodos também não é capaz de incluir efeitos de construção ou efeitos como o de tensões residuais em estacas cravadas; e nem de fazerem o módulo de elasticidade do solo ( $E$ ) e o coeficiente de Poisson ( $\nu$ ) serem influenciados pela presença da fundação.

A escolha de um método ao invés de outro deve levar em consideração os parâmetros do solo de fundações disponíveis, devendo os dados serem compatíveis com o método escolhido, ou seja, o emprego de um método sofisticado, utilizando dados de má qualidade pode resultar em uma previsão pior que aquela que seria obtida com um método mais simples, da mesma forma que, o emprego de um método empírico, utilizando informações obtidas por ensaios mais sofisticados, pode fornecer resultados distantes da realidade.

Uma profunda compreensão dos fatores que afetam o recalque é necessária para se obter estimativas de recalque. A maioria dos métodos tradicionais de estimativa de recalques em estacas incluem os seguintes parâmetros fundamentais: geometria da estaca, propriedades do material de estaca, carga aplicada e as propriedades do solo. Existem alguns fatores adicionais, tais como o tipo de instalação da estaca, método de teste de carga, se a

ponta da estaca é aberta ou fechada, e a profundidade do lençol freático (NEJAD; JAKSA; McCABE, 2009).

Segundo Randolph e Wroth (1978), a aplicação de uma carga vertical  $P$  no topo de uma estaca qualquer, de comprimento  $L$ , embutida no terreno, e com sua base, ou ponta distante  $d$  da superfície do indeslocável provocará dois tipos de deformações:

- O encurtamento elástico da própria estaca, como peça estrutural submetida à compressão, o que equivale a um recalque de igual magnitude da cabeça da estaca ( $\rho_e$ ), mantida imóvel a sua base;
- As deformações verticais de compressão dos estratos de solo subjacentes à base da estaca, até o indeslocável, o que resulta um recalque ( $\rho_b$ ) da base.

A Figura 2.4 mostra o recalque gerado pela aplicação da carga  $P$ , tornando possível estabelecer a Equação 2.2:

$$\rho = \rho_b + \rho_e \quad (2.2)$$

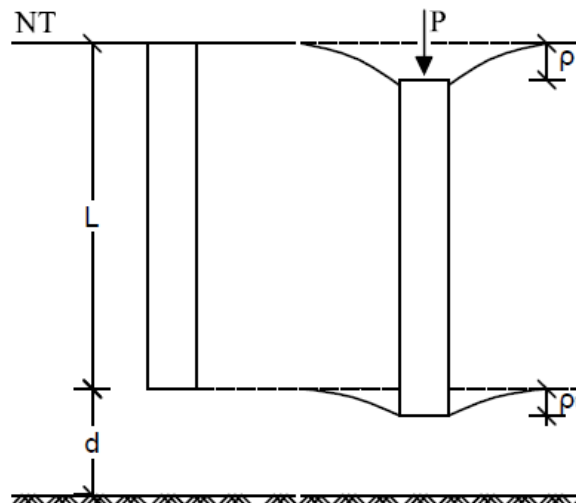
Onde:

$\rho$ : recalque do topo da estaca;

$\rho_b$ : recalque da base da estaca;

$\rho_e$ : encurtamento elástico da estaca.

Figura 2.4 - Recalques



A seguir são apresentados alguns métodos de previsão de recalques em estacas isoladas:

a) Método de Poulos e Davis (1980).

O método de Poulos e Davis (1980) é baseado na Teoria da Elasticidade e permite a obtenção dos deslocamentos da estaca considerando a compressibilidade da estaca sob carga axial e os deslocamentos do solo pela resolução da equação de Mindlin (1936). A Figura 2.5 ilustra a geometria e as condições de contorno desse método.

Segundo o método de Poulos e Davis (1980), o recalque do topo de uma fundação em estaca é dado pelas Equações 2.3 e 2.4:

$$\rho = \frac{P.I}{E.D}$$

(2.3)

Sendo:

$$I = I_0 \cdot R_k \cdot R_h \cdot R_v \cdot R_b \quad (2.4)$$

Onde:

$\rho$ : recalque no topo da fundação;

P: carga aplicada no topo da fundação;

E: módulo de elasticidade do meio homogêneo;

L: comprimento da estaca;

H: profundidade da camada incompressível;

$E_b$ : módulo de elasticidade do meio homogêneo na base da estaca;

D: diâmetro da estaca;

$D_b$ : diâmetro da base da estaca;

$I_0$ : fator de influência que é em função da razão entre o diâmetro da base da estaca e o diâmetro da estaca (Figura 2.6 a);

$R_k$ : fator devido à compressibilidade da estaca (Figura 2.6 b);

$R_h$ : fator devido à presença de camada incompressível na profundidade  $H$  (Figura 2.6 c);

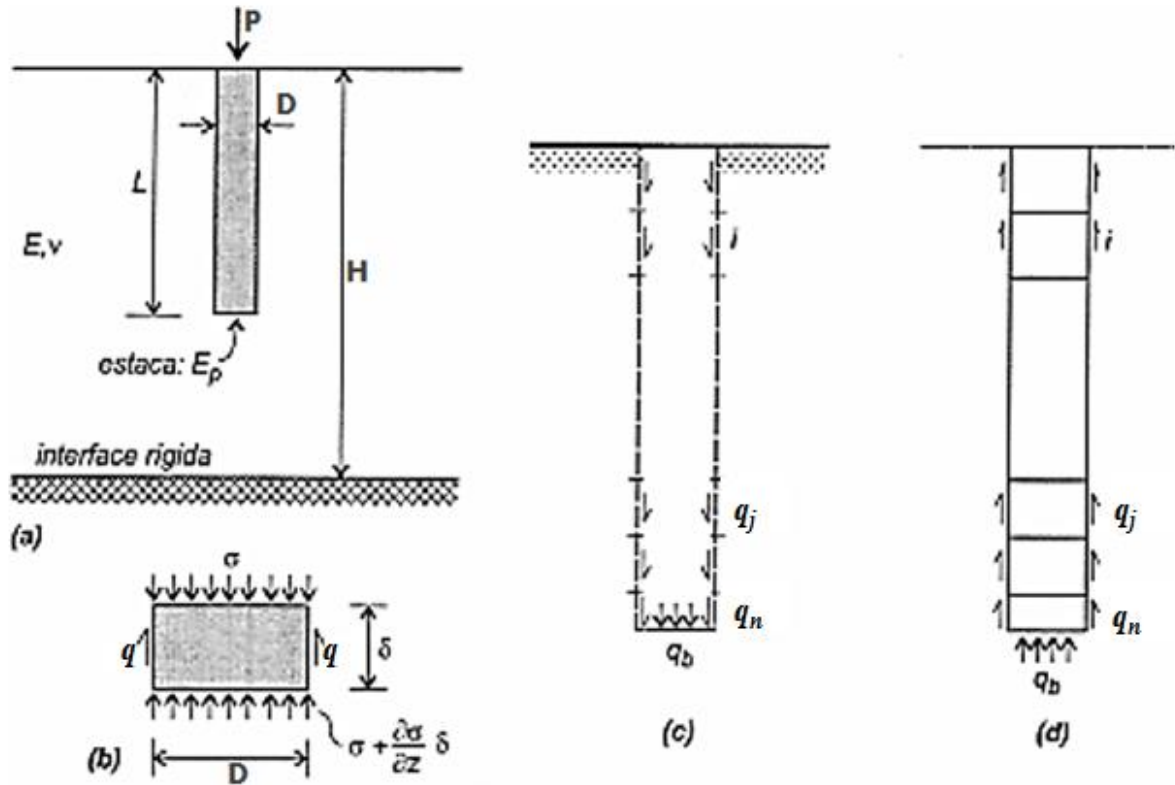
$R_v$ : fator devido ao coeficiente de Poisson do solo (Figura 2.6 d);



$R_b$ : fator devido à ponta estar em solo mais rígido, que considera o módulo de Young do solo sob a base  $E_b$  (Figura 2.7);

$\nu$ : coeficiente de Poisson do solo.

Figura 2.5 - Geometria do problema e condição de contorno do método de Poulos e Davis (1980)



Fonte: Modificado de Veloso e Lopes (2010)

Nessa formulação é introduzido um parâmetro denominado coeficiente de rigidez da estaca  $K$ , dado pelas Equações 2.5 e 2.6:

$$K = \frac{E_p \cdot R_A}{E} \quad (2.5)$$

Sendo:

$$R_A = \frac{A_p}{(\pi \cdot D^2) / 4} \quad (2.6)$$

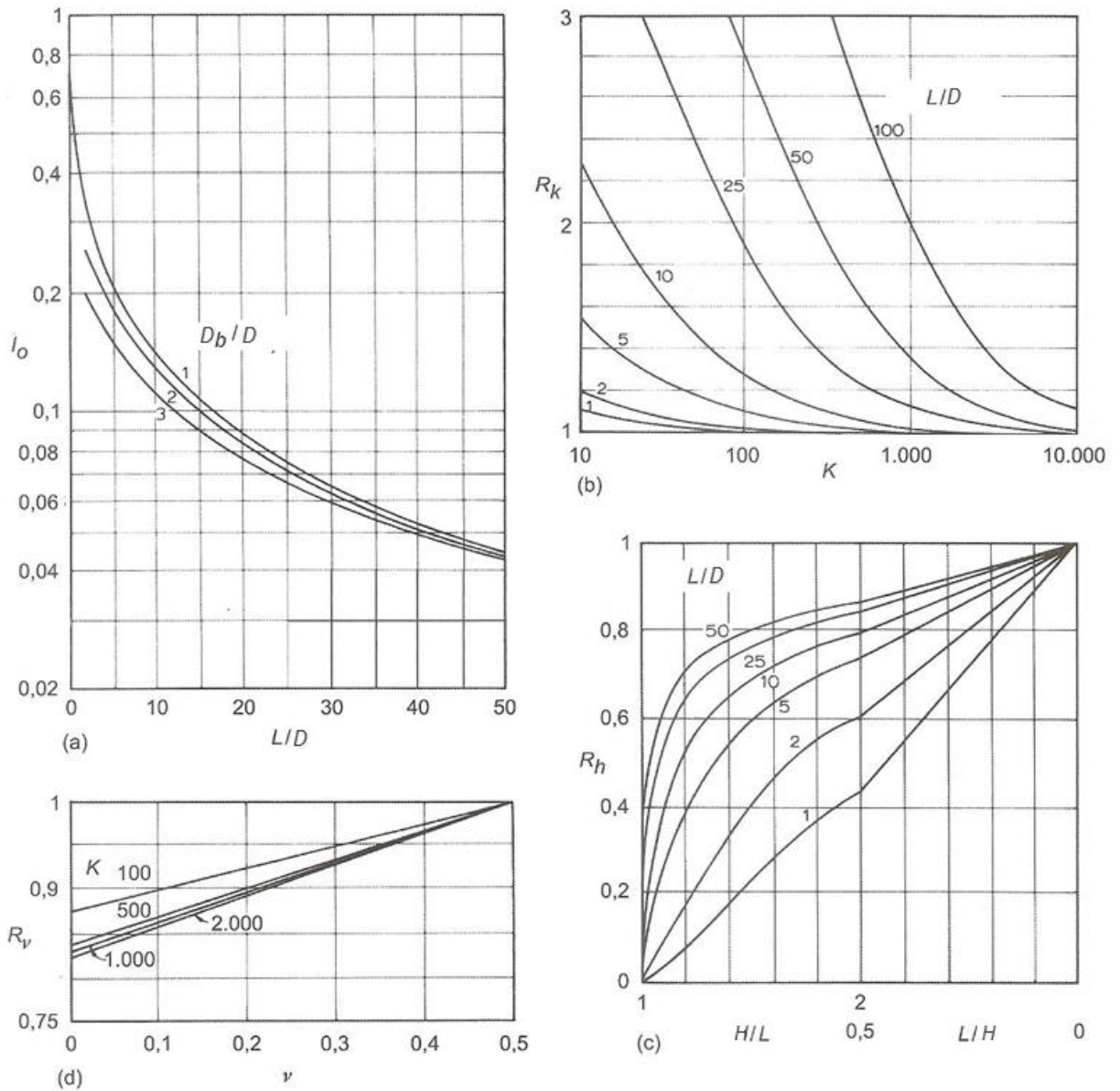
Onde:

$E_p$ : módulo de elasticidade da estaca;

$R_A$ : razão entre a área da seção transversal estrutural da estaca e a área do círculo externo (para estacas maciças  $R_A = 1$ );

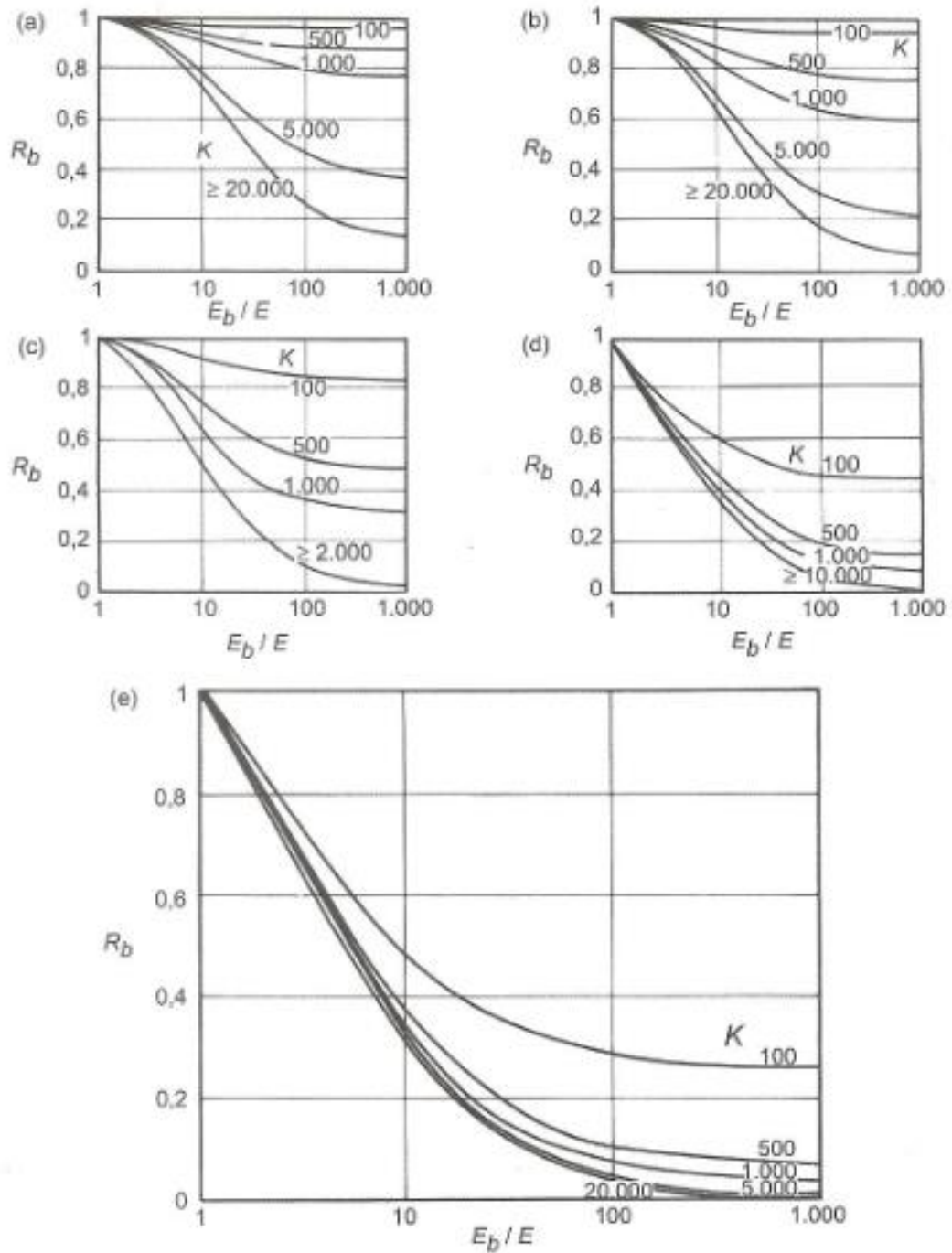
$A_p$ : área da seção transversal da estaca.

Figura 2.6 – Fatores para o cálculo de recalque em estacas.



Fonte: Poulos e Davis (1974 *apud* VELLOSO e LOPES, 2010)

Figura 2.7 – Fator de correção para a base da estaca em solo mais rígido: (a) para  $L/D = 75$ ; (b) para  $L/D = 50$ ; (c) para  $L/D = 25$ ; (d) para  $L/D = 10$ ; (e) para  $L/D = 5$ ;



Fonte: Poulos e Davis (1974 *apud* VELLOSO e LOPES, 2010)

b) Método de Aoki (1984 *apud* CINTRA e AOKI, 2010) para o recalque da base da estaca.

O método de Aoki (1984) para estimar o recalque das camadas subjacentes à base da estaca até o indeslocável  $\rho_b$  também é baseado na Teoria da Elasticidade. Essa

metodologia divide o  $\rho_b$  em duas parcelas: parcela devido à carga mobilizada por atrito lateral ao longo da estaca e a parcela devido à reação de ponta. A Figura 2.8 ilustra a geometria e as condições de contorno desse método. Segundo o método de Aoki (1984), o recalque  $\rho_b$  é dado pelas Equações 2.7, 2.8, 2.9 e 2.10:

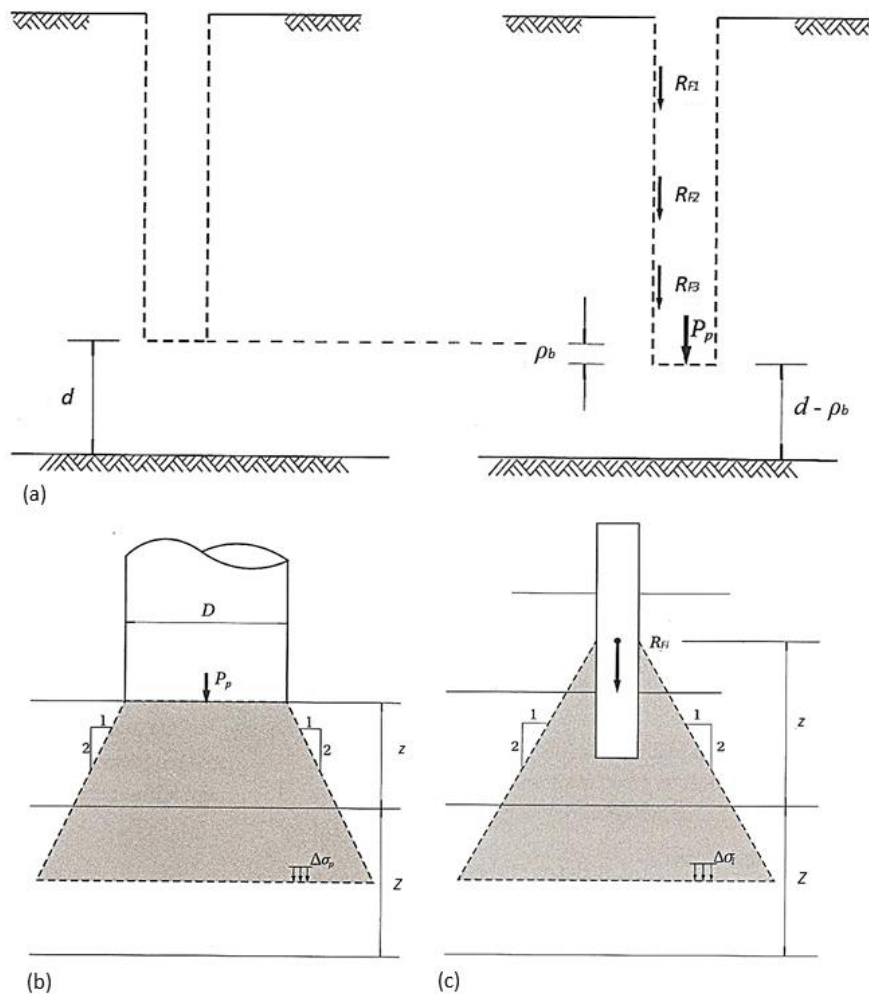
$$\rho_b = \sum \left( \frac{\Delta\sigma}{E} \cdot Z \right) \quad (2.7)$$

Onde:

Z: espessura de uma camada qualquer subjacente à base da estaca;

$\Delta\sigma$ : acréscimo total de tensões em uma camada qualquer subjacente à base da estaca.

Figura 2.8 - Geometria do problema e condição de contorno do método de Aoki (1984) para o recalque da base da estaca



Fonte: Cintra e Aoki (2010)

Sendo:

$$\Delta\sigma = \Delta\sigma_p + \sum \Delta\sigma_i \quad (2.8)$$

Onde:

$\Delta\sigma_p$ : acréscimo de tensões na linha média da camada qualquer subjacente à base da estaca, provocado pela parcela da carga aplicada no topo que chega até a ponta da estaca  $P_p$ ;

$\Delta\sigma_i$ : acréscimo de tensões na linha média da camada qualquer subjacente à base da estaca, provocado pela parcela da carga aplicada no topo que é resistida ao longo do comprimento da estaca.

Sendo:

$$\Delta\sigma_p = \frac{4P_p}{\pi \left( D_b + z + \frac{Z}{2} \right)^2} \quad (2.9)$$

e

$$\Delta\sigma_i = \frac{4R_{Fi}}{\pi \left( D + z + \frac{Z}{2} \right)^2} \quad (2.10)$$

Onde:

$R_{Fi}$ : resistência por atrito lateral na camada “i”;

$z$ : distância vertical do ponto de aplicação da carga ao topo da camada qualquer subjacente à base da estaca.

c) Método de Aoki (1979 *apud* CINTRA e AOKI, 2010) para o encurtamento elástico da estaca

O método de Aoki (1979) estima a parcela do recalque referente ao encurtamento elástico da própria estaca  $\rho_e$  a partir da Teoria da Elasticidade. A Figura 2.8 ilustra a condição de contorno desse método. Segundo o método de Aoki (1979), o recalque referente ao  $\rho_e$  é dado pela Equação 2.11:

$$\rho_e = \frac{1}{A_p \cdot E_p} \sum (P_i \cdot L_i) \quad (2.11)$$

Onde:

P: carga aplicada no topo da estaca;

$P_i$ : carga média em cada sub-camada;

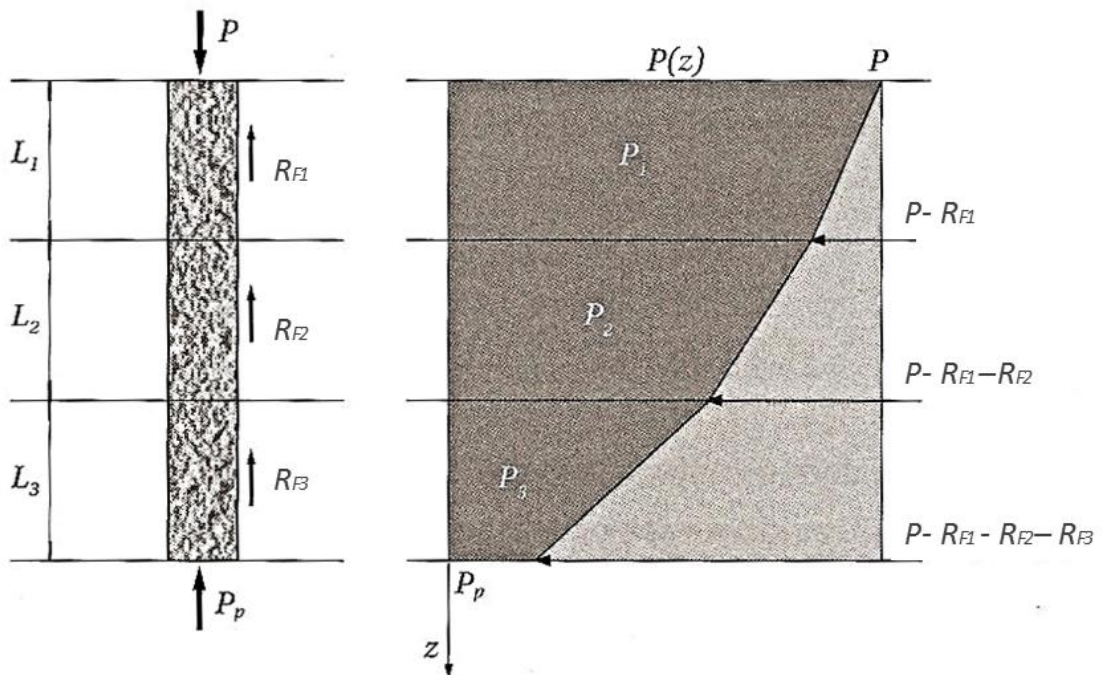
L: comprimento da estaca;

$L_i$ : espessura da sub-camada;

$A_p$ : área da seção transversal da estaca;

$E_p$ : módulo de elasticidade do material da estaca.

Figura 2.9 - Condição de contorno do método de Aoki (1979) para o encurtamento elástico da estaca



Fonte: Cintra e Aoki (2010)

d) Método de Vésic (1977 *apud* ANJOS, 2006)

O método de Vésic (1977) é baseado na Teoria da Elasticidade e em correlações empíricas a partir de dados de provas de carga. Segundo esta metodologia, o recalque de uma estaca  $\rho$  submetida a um carregamento vertical  $P$  é a soma de três parcelas, a parcela referente ao encurtamento elástico da estaca  $\rho_e$ , a parcela referente à carga na base da estaca  $\rho_p$  e a parcela referente à carga lateral da estaca  $\rho_f$ . Essas parcelas são calculadas segundo as Equações 2.12, 2.13 e 2.14:

$$\rho_e = (P_p + \alpha_{ss} \cdot P_F) \frac{L}{A_p \cdot E_p} \quad (2.12)$$

Onde:

$P_p$ : carga na base da fundação;

$P_F$ : carga transmitida ao longo do fuste;

$\alpha_{ss}$ : coeficiente que depende da distribuição do atrito ao longo do fuste (Figura 2.10).

$$\rho_b = \frac{R_{ba} \cdot D_b (1 - \nu^2) I_{wp}}{E_b} \quad (2.13)$$

e

$$\rho_f = \frac{R_{fa} \cdot D (1 - \nu^2) I_{ws}}{E} \quad (2.14)$$

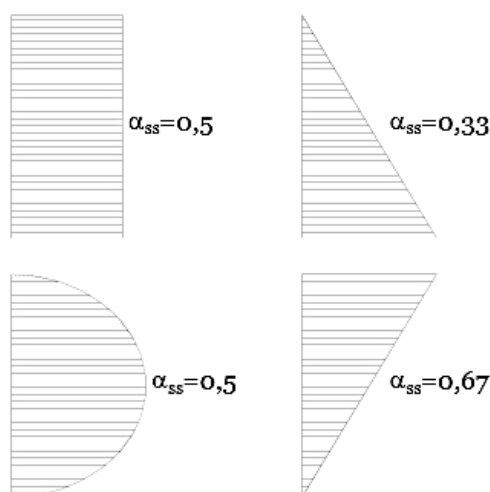
Onde:

$R_{ba}$  e  $R_{fa}$ : resistências unitárias admissíveis da base e do fuste, respectivamente;

$I_{wp}$  e  $I_{ws}$ : fatores de influência, assumidos iguais a 0,54 e  $(2 + 0,35 \cdot (L/D_f)^{0,5})$ .

As soluções obtidas por métodos baseados na Teoria da Elasticidade capturam as características essenciais do recalque de estacas e, para condições de carga de trabalho (com coeficiente de segurança maior ou igual a dois), são geralmente suficientes, uma vez que estas cargas apresentam-se no trecho elástico da curva carga-recalque (ANJOS, 2006).

Figura 2.10 – Coeficiente  $\alpha_{ss}$  em função da distribuição do atrito unitário



Fonte: Anjos (2006)

## 2.4 Ensaios de campo utilizados no projeto e análise de fundações profundas

O projeto e a execução de fundações de todas as estruturas convencionais da engenharia civil (residências, edifícios de uso geral, pontes, viadutos etc.) são regidos pela NBR 6122 (ABNT, 2010).

A NBR 6122/2010 estabelece que o projeto de fundações deve assegurar que as mesmas apresentem segurança quanto ao estado limite último (ELU) responsável pelos mecanismos que conduzem ao colapso parcial ou total da obra, e quanto ao estado limite de serviço (ELS) responsável pela ocorrência de deformações e fissuras que comprometem o uso da obra.

Portanto, para se projetar uma fundação, deve-se verificar se a estrutura suporta as deformações (recalques) na sua condição de trabalho (estado limite de serviço, definido pela estrutura), bem como verificar a adequação do fator de segurança da carga admissível adotada em relação a sua ruptura geotécnica (estado limite último definido pelo solo ou capacidade de carga) (AMANN, 2010).

A engenharia de fundações é uma atividade de risco que apresenta diferentes tipos de incertezas associadas a vários fatores como: transferência das cargas, variabilidade das condições do maciço da fundação, determinação de parâmetros geotécnicos de projeto e até mesmo no modelo analítico adotado para representar o comportamento real da fundação (BARROS, 2012).



Diferente da maioria dos materiais usados na construção civil como aço, concreto e madeira, que apresentam maior homogeneidade e isotropia, as propriedades de engenharia do solo apresentam um comportamento variado e incerto, resultante do complexo processo associado à formação deste material (JAKSA, 1995 *apud* SHAHIN; JAKSA; MAIER, 2001).

Velloso e Lopes (2011) afirmam que, o projetista de fundações deve se envolver em todo o processo de investigação do subsolo. Na etapa preliminar de uma investigação, o objetivo é conhecer as principais características do subsolo. A etapa complementar ou de projeto, visa esclarecer as feições relevantes do subsolo e caracterizar as propriedades dos solos mais importantes do ponto de vista do comportamento das fundações. Na etapa de execução, o objetivo é confirmar as condições de projeto em áreas críticas da obra.

Os principais processos de investigação do subsolo para fins de projeto de fundações de estruturas são: poços e sondagens a trado; sondagens a percussão com SPT; sondagens rotativas e mistas; ensaio de cone (CPT); ensaio pressiométrico (PMT) e provas de carga. Apenas em situações excepcionais, como é o caso das argilas moles, são realizados os ensaios de campo de palheta (*vane test*) e de dilatômetro (DMT) (VELLOSO e LOPES, 2011). O uso de ensaios de campo leva a projetos mais racionais, já que as propriedades são obtidas muitas vezes para condições de contorno mais próximas da natural.

Segundo a NBR 6.122/2010, para qualquer edificação deve ser feita uma campanha de investigação geotécnica preliminar, constituída no mínimo por sondagem a percussão (SPT), visando à determinação da estratigrafia e classificação dos solos (tipos de solo em suas respectivas profundidades de ocorrência), a posição do nível d' água e a medida do índice de resistência à penetração  $N_{spt}$  a cada metro.

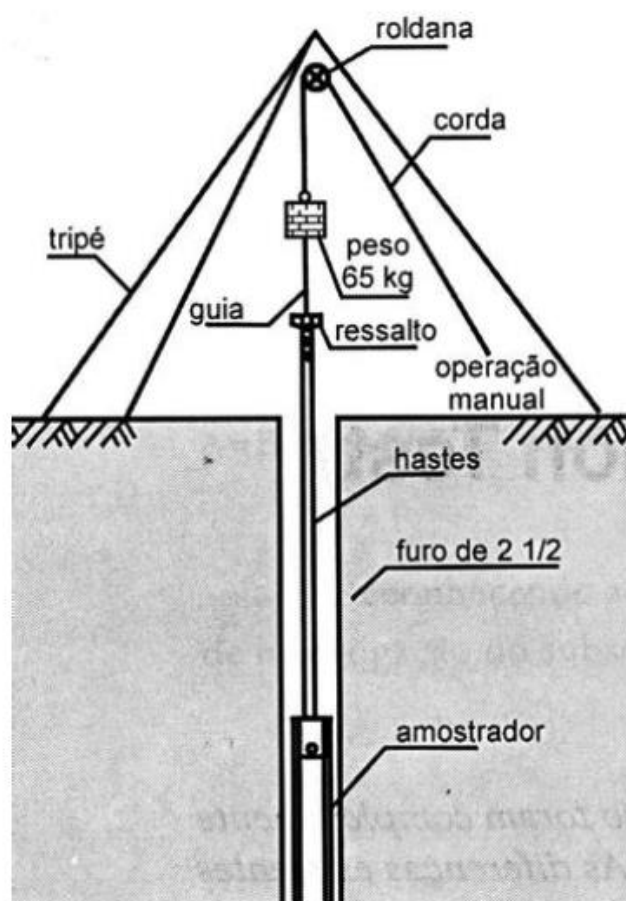
O SPT é um ensaio de referência e de rotina na prática da engenharia de fundações sendo usado como base em mais de 90% dos projetos de fundações nos Estados Unidos, Japão e Brasil (CAVALCANTE, 2002). Lima (1979) complementa, o ensaio de sondagem de simples reconhecimento com SPT é o mais difundido no Brasil por apresentar as seguintes vantagens:

- Custo relativamente baixo;
- Facilidade de execução e possibilidade de trabalho em locais de difícil acesso;
- Rápido tempo de resposta;
- Permite a coleta de amostras do terreno, a diversas profundidades, possibilitando o conhecimento da estratigrafia do mesmo;

- Através da maior, ou menor dificuldade oferecida pelo solo à penetração de ferramenta padronizada, fornece indicações sobre a consistência, ou compacidade dos solos investigados;
- Possibilita a determinação da profundidade de ocorrência do lençol freático.

O ensaio de sondagem de simples reconhecimento com SPT (Standard Penetration Test) deve ser conduzido em observância aos procedimentos prescritos pela norma NBR 6.484 (ABNT, 2001). A Figura 2.11 mostra o equipamento para a execução do ensaio de sondagem de simples reconhecimento com SPT.

Figura 2.11 - Conjunto para execução da sondagem a percussão



Fonte: Schnaid (2000)

De modo resumido, o procedimento de ensaio consta de perfuração realizada por trado manual ou circulação de água utilizando-se um trépano de lavagem como ferramenta de escavação. A cada metro de profundidade coletam-se amostras do solo por meio de um amostrador padrão, de diâmetro externo de 50 mm, que é cravado no solo, através de

impactos sucessivos (penetração dinâmica) do martelo padronizado de 65 kg caindo livremente de uma altura de 75 cm. Esta cravação é realizada até completar 45 cm de penetração anotando-se, separadamente, o número de golpes necessários à cravação de cada segmento de 15 cm do amostrador padrão. O valor do índice de resistência à penetração ( $N_{spt}$ ) é definido como o número de golpes necessário para penetrar 30 cm o amostrador, após uma cravação inicial de 15 cm.

Para LIMA (1979), o relatório de sondagem consiste em um desenho contendo o perfil individual de sondagem e um corte geológico onde figuram as sequências prováveis da camada do subsolo, constando de cotas, posições onde foram recolhidas amostras, o nível d'água subterrânea, além dos índices de resistência a penetração ( $N_{spt}$ ) nas cotas em que foram obtidas e expressas em golpes/30 cm. A NBR 6.484/2001 reforça que o boletim de sondagem deve fornecer a classificação do solo e sua compactação ou consistência

Cavalcante (2002) afirma que, por ser o SPT um ensaio de execução e interpretação muito simples, e por ser de uso corrente no meio geotécnico, obteve-se elevado grau de experiência prática. Essa experiência possibilitou a formação de uma base de dados em todo o mundo, resultando na elaboração de um grande número de correlações empíricas com o comportamento das fundações em escala real ou com provas de carga.

O método denominado de prova de carga é o mais seguro para avaliar a capacidade de carga de uma fundação profunda por estaca (OLIVEIRA FILHO, 1988). Anjos (2006) ressalta que a forma mais confiável de obter tanto a capacidade de suporte, quanto os recalques, é analisando uma curva carga aplicada x recalque medido, elaborada a partir do ensaio de prova de carga estática.

Segundo a NBR 6122/2010, obtida a capacidade de carga de uma estaca é possível determinar sua carga admissível. A carga admissível de uma estaca isolada é a força que, aplicada sobre essa, provoca apenas recalques compatíveis com a construção oferecendo simultaneamente segurança satisfatória contra a ruptura do solo e contra a ruptura do elemento de fundação.

Amann (2010) complementa, com a curva carga x recalque, é possível verificar o valor de carga admissível da fundação que deve atender aos dois critérios, segundo a norma brasileira NBR 6122/ 2010:

- a) relacionado ao recalque, segundo o qual a carga admissível deve ser menor do que 1/1,5 vezes a carga que provoca o recalque admissível da estrutura;
- b) relacionado à carga de ruptura, segundo o qual a carga admissível não pode ser maior do que a metade do valor da carga de ruptura.

A prova de carga pode ser realizada por ensaios de carga estática, ou carga dinâmica. A prova de carga estática é a que melhor representa, de maneira geral, a forma de carregamento a qual a fundação será solicitada, pois reproduz as condições de trabalho (MAGALHÃES, 2005).

Segundo Velloso e Lopes (2010), as provas de carga podem ser realizadas em estacas teste ou piloto, antes do início do estaqueamento, ou em estacas da própria obra. Quando as provas de carga são realizadas *a priori*, em estacas testes, o objetivo é de determinar a capacidade de carga, já quando realizadas em estacas da própria obra, o objetivo é verificar o comportamento previsto em projeto, sendo uma prova de aceitabilidade.

A NBR 6122/2010 obriga a realização de provas de carga estáticas em estacas, para avaliar o desempenho das fundações, sendo o desempenho considerado satisfatório quando forem constatadas ambas as condições de fator de segurança de no mínimo igual a 2,0 e de recalque admissível pela estrutura na carga de trabalho. Velloso e Lopes (2011) recomendam que, toda obra com mais de 100 estacas tenha, pelo menos, uma prova de carga estática.

Magalhães (2005) afirma que, o ensaio de prova de carga exige um grande sistema de reação, e que isso pode encarecer a sua execução. Velloso e Lopes (2010) complementam que, dado ao elevado custo de uma prova de carga, ensaiar um grande número de estacas, pode ser muito oneroso.

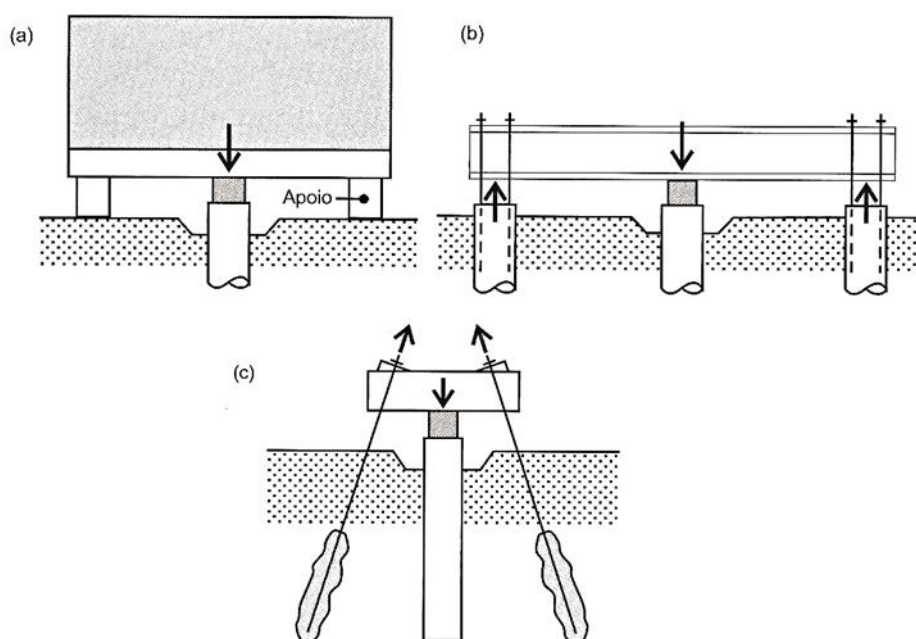
As provas de carga devem ser conduzidas em observância aos procedimentos prescritos pela norma NBR 12.131 (ABNT, 1992).

Segundo a NBR 12.131/1992, a prova de carga estática é um ensaio de campo que consiste, basicamente, em aplicar esforços (axiais de tração ou compressão, ou transversais) estáticos crescentes à estaca (qualquer tipo podendo estar na vertical ou inclinada), registrando-se os deslocamentos correspondentes visando fornecer elementos para avaliar o comportamento carga x deslocamento, e estimar a capacidade de carga e os recalques.

A aparelhagem para a execução do ensaio consiste em um dispositivo de aplicação de carga e em dispositivos de medidas. O dispositivo de aplicação de carga consiste em um, ou mais macacos hidráulicos atuando contra um sistema de reação estável, que pode ser uma plataforma carregada, uma estrutura fixada ao terreno através de elementos tracionados ou a própria estrutura (Figura 2.12). Os dispositivos de medidas consistem em células de carga para medir as cargas aplicadas e de extensômetros para medir os deslocamentos axiais ou transversais do topo da estaca (NBR 12131/ 1992).

Para a execução do ensaio de prova de carga, a estaca é carregada até a ruptura ou, ao menos, até duas vezes o valor previsto para a sua carga de trabalho. A velocidade de aplicação do carregamento pode ser lenta ou rápida, sendo em ambos os casos feitas em estágios iguais e sucessivos, com o deslocamento final da estaca lido a cada estágio. Atingida a carga máxima do ensaio, o descarregamento deve ser feito também em estágios, com a leitura dos respectivos deslocamentos (NBR 12131/ 1992).

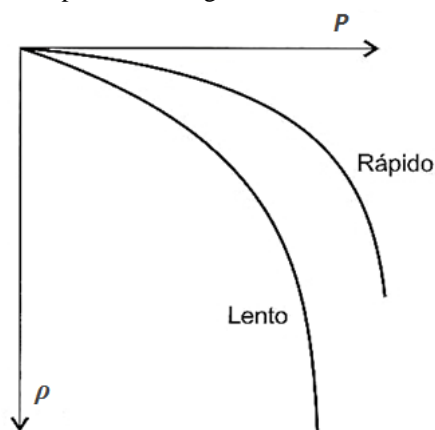
Figura 2.12 – Sistemas de reação para prova de carga estática



Fonte: Velloso e Lopes (2010)

O ensaio de carregamento lento é aquele em que os incrementos de carga são mantidos até a estabilização, e ensaio de carregamento rápido é aquele em que os incrementos de carga são mantidos por um tempo preestabelecido, normalmente 15 minutos. O ensaio de carga incremental lenta é o que melhor se aproxima do carregamento que a estaca terá sob a estrutura futura nos casos mais correntes, como de edificações, silos, tanques, pontes, etc. O modo de carregamento influencia nos resultados dos ensaios (Figura 2.13) assim, o ensaio lento conduz a recalques maiores e à capacidade de carga menor e o ensaio rápido prioriza a capacidade de carga e, portanto, não deveria ser usado para análise de recalques, principalmente em solos saturados (ANJOS, 2006).

Figura 2.13 – Curvas carga x recalque de provas de carga com diferentes velocidades de carregamento.



Fonte: Velloso e Lopes (2010)

## 2.5 Redes neurais artificiais

O trabalho sobre Redes Neurais Artificiais, ou simplesmente RNA, tem sido motivado desde o começo pelo reconhecimento de que o cérebro humano processa informações de uma forma inteiramente diferente de um computador digital convencional. Portanto, a criação das RNA teve como intuito a simulação do funcionamento do cérebro humano em um computador (HAYKIN, 2001).

O cérebro humano contém em torno de  $10^{11}$  neurônios, sua célula fundamental. Cada um destes neurônios processa e se comunica com milhares de outros continuamente, e em paralelo. A estrutura individual dos neurônios, a topologia de suas conexões e o comportamento conjunto destes neurônios naturais forma a base para o estudo das RNA (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR, 2000).

O histórico do desenvolvimento das RNA é apresentado por Araújo (2013), Chissolucombe (2009), Martínez-Carvajal (2006) e Braga, Carvalho e Ludemir (2000) e o funcionamento do neurônio biológico é apresentado por Araújo (2013), Amancio (2013), Chissolucombe (2009), Kovács (2002), Haykin (2001) e Braga, Carvalho e Ludemir (2000).

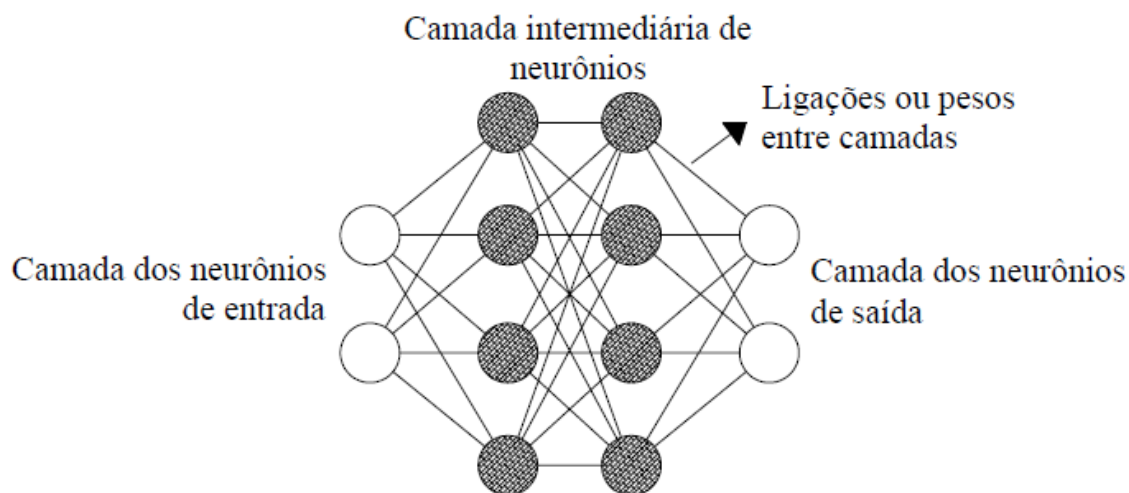
A RNA se assemelha ao cérebro em dois aspectos: o conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente por meio de um processo de aprendizagem; e a existência de conexão entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido. Uma das grandes vantagens das RNA é a generalização do conhecimento, ou seja, a capacidade de dar respostas adequadas para situações que não foram apresentadas na fase de aprendizagem (HAYKIN, 2001). Braga, Carvalho e Ludemir (2000)

afirmam que a generalização é uma demonstração de que a capacidade das RNA vai muito além do que simplesmente mapear relações de entrada e saída.

Uma RNA é um processador maciço, distribuído de forma paralela e constituído de elementos de processamento simples chamados neurônios, ou nós, altamente interligados que têm a capacidade natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para uso (HAYKIN, 2001). O ponto de contato entre dois neurônios é chamado de sinapse. É pelas sinapses que os nós se unem funcionalmente, formando as redes neurais (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR, 2000).

Do ponto de vista matemático, uma rede neural é um simples conjunto de nós, ou neurônios, dispostos em camadas consecutivas onde, necessariamente há uma camada de entrada, uma ou mais camadas intermédias e uma camada de saída (Figura 2.14). O número de neurônios na camada de entrada e de saída depende dos dados disponíveis e do tipo de problema, enquanto que o número de camadas e nós intermediários é definido durante a pesquisa da arquitetura da rede que apresenta o melhor desempenho para o fenômeno estudado (SOUZA, 2003).

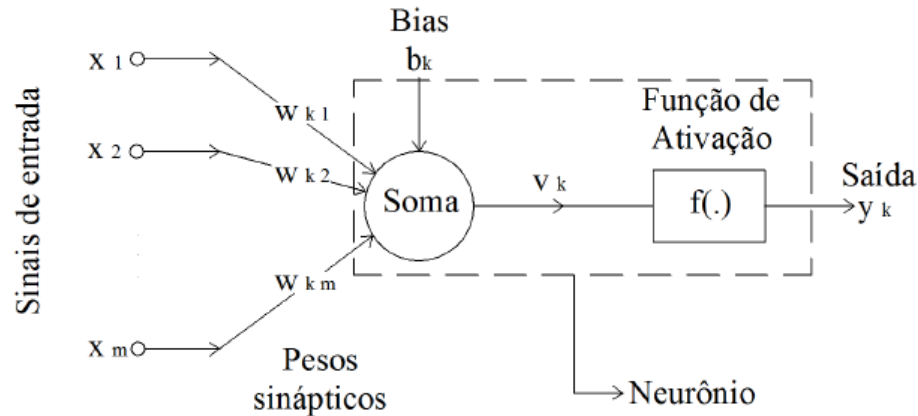
Figura 2.14 - Arquitetura de um Perceptron multicamadas



Fonte: modificado de Kovács (1997 *apud* DANTAS, 2004)

Um neurônio é uma unidade de processamento de informação que é fundamental para a operação de uma rede neural. O diagrama de blocos, apresentando na Figura 2.15, explica os princípios básicos desta unidade de processamento, dividindo o neurônio artificial em três partes: conjunto de sinapses (elos de conexão), somador e a função de ativação. Esse mesmo modelo pode ser utilizado para descrever a operação de sua unidade de processamento da seguinte forma (HAYKIN, 2001):

Figura 2.15 - Neurônio artificial



Fonte: adaptado de Haykin (2001 *apud* ARAÚJO, 2013)

- Entrada: o estímulo é representado por  $m$  nós de entrada que recebem os valores  $x_1, x_2, \dots, x_m$  (essas informações de entrada são as que serão apresentadas a rede);
- Pesos sinápticos: as sinapses são representadas pelos pesos  $w_{k,1}, w_{k,2}, \dots, w_{k,m}$  acoplados aos nós de entrada, cujos valores podem ser positivos ou negativos;
- Combinação Linear: na sequência ocorre a soma dos sinais de entrada ponderados por seus respectivos pesos sinápticos caracterizando uma combinação linear. Quando a combinação linear é somada ao bias (viés)  $b_k$ , gera-se o campo local induzido ou potencial de ativação  $v_k$  (Equação 2.15);

$$v_k = \left( \sum_{j=1}^m w_{k,j} \cdot x_j \right) + b_k \quad (2.15)$$

- Funções de Ativação: o campo local induzido  $v_k$  é submetido a uma função de ativação  $f(\cdot)$  que serve para limitar o intervalo permissível de amplitude do sinal de saída a um valor finito;
- Saída: a unidade irá processar o valor de entrada, produzindo uma determinada saída  $y_k$  (Equação 2.16) que poderá ser enviada para a camada seguinte, ou ser o resultado na camada de saída da rede.

$$y_k = f(v_k) \quad (2.16)$$

O bias proporciona maior estabilidade à rede e, principalmente, aprimora sua capacidade de generalização, além de permitir que a rede considere um valor que não está



relacionado a nenhum dos fatores enumerados nos parâmetros de entrada (SANTOS JR, 2006). O bias é uma característica do neurônio, de forma análoga ao que ocorre com o neurônio biológico.

Segundo Kovács (2002), a função de ativação pode ser aproximada por uma variedade de funções, mas a mais utilizada em trabalhos recentes é a função sigmoideal, também referida como função logística, apresentada na Equação 2.17:

$$f(v_k) = \frac{1}{(1 + e^{(-a \cdot v_k)})} \quad (2.17)$$

Onde:

a: parâmetro de inclinação da função sigmoideal.

Haykin (2001) afirma que a função sigmoideal é uma função estritamente crescente, assumindo um intervalo aberto de valores entre 0 e 1, cujo gráfico se apresenta em forma de “s”, além de apresentar uma característica importante para o desenvolvimento da teoria da RNA, que é a diferenciabilidade, necessária para o cálculo do gradiente.

Uma das tarefas mais importantes e difíceis do desenvolvimento do modelo em RNA é a determinação da maneira pela qual os neurônios de uma rede estão estruturados (arquitetura da rede). A dificuldade está na determinação do número ótimo de camadas intermediárias ou ocultas, e o número de nós em cada uma delas, por não existir uma teoria unificada (NEJAD; JAKSA; McCABE, 2009). A determinação de uma arquitetura ideal é resultado de um processo de tentativa e erro.

Braga, Carvalho e Ludemir (2000) afirmam que, quando se adota muitos neurônios, a rede pode memorizar os padrões de treinamento, em vez de extrair as características gerais que permitirão a generalização, ou o reconhecimento de padrões não vistos durante o treinamento (problema chamado de *overfitting*). Já quando se adota um número muito pequeno de neurônios, a rede pode gastar tempo em excesso tentando encontrar uma representação ótima (as unidades utilizadas podem ficar sobrecarregadas, tendo que lidar com um elevado número de restrições).

Haykin (2001) classifica as arquiteturas das RNA em três classes fundamentalmente diferentes:

- Redes alimentadas adiante com camada única: é a forma mais simples de uma rede em camadas. Consiste de uma camada de entrada e uma camada de saída. Como a

camada de entrada não realiza qualquer computação, a designação “camada única” se refere à camada de saída. A designação “alimentada adiante” significa que a camada de entrada de nós de fonte se projeta unicamente na direção da camada de saída de neurônios;

- Redes alimentadas adiante com múltiplas camadas: esta classe diferencia-se da anterior devido à presença de uma ou mais camadas ocultas ou intermediárias (camadas entre a camada de entrada e a camada de saída). A adição de camadas ocultas permite com que a rede extraia estatísticas de ordem elevada;
- Redes recorrentes: esta classe diferencia-se das anteriores por apresentar pelo menos um laço de realimentação, como por exemplo, uma rede formada por uma única camada com cada neurônio alimentando seu sinal de saída de volta para a entrada de todos os outros neurônios.

Neste trabalho, todas as RNA testadas para estimar o recalque em fundações profundas são do tipo perceptron de múltiplas camadas, que se enquadra na classe redes alimentadas adiante com múltiplas camadas.

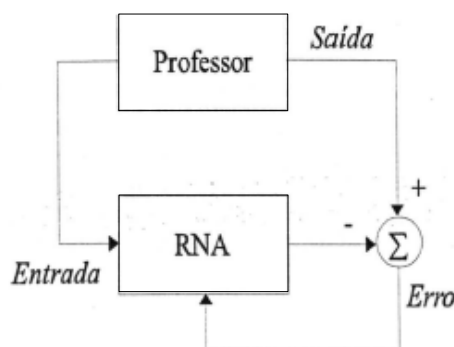
Segundo Haykin (2001), a arquitetura da RNA está diretamente ligada com o algoritmo de aprendizagem usado para treinar a rede, sendo aprendizagem o processo pelo qual os parâmetros livres (pesos sinápticos e bias) de uma rede neural são adaptados (ajustados). O ajuste dos pesos entre as conexões pondera as entradas em cada neurônio permitindo com que a RNA adquira o conhecimento do objeto de estudo (SANTOS JR, 2006).

O tipo de aprendizagem é determinado pela maneira pela qual a modificação dos parâmetros ocorre. A forma como são ajustados os pesos irá determinar os dois tipos de aprendizado: não supervisionado e supervisionado (HAYKIN, 2001).

Segundo Braga, Carvalho e Ludemir (2000), o método de aprendizado mais comum no treinamento das RNA é o aprendizado supervisionado cujo objetivo é ajustar os parâmetros da rede (pesos e bias), de forma a encontrar uma ligação entre os pares de entrada e saída, sendo a entrada e saída desejadas para a rede fornecidas por um supervisor (professor) externo. A Figura 2.16 ilustra o mecanismo de aprendizado supervisionado.

Este tipo de aprendizado é aplicado para situações onde se conhecem os parâmetros de entrada e de saída para o caso real, permitindo calcular valores para cada conjunto de entrada, e o resultado é comparado com os dados reais, determinando assim um erro  $e(n)$ . Este erro é utilizado para ajustar os pesos das conexões (SANTOS JR, 2006).

Figura 2.16 - Aprendizado supervisionado



Fonte: Braga, Carvalho e Ludemir (2000).

O objetivo é reduzir ao máximo o erro gerado. Segundo Braga, Carvalho e Ludemir (2000), a minimização do erro é feita de maneira incremental, já que pequenos ajustes são feitos nos pesos a cada etapa de treinamento, de tal forma que estes caminhem para uma solução ótima (caso haja solução possível).

Os exemplos mais conhecidos de algoritmos para aprendizado supervisionado são a regra delta e a sua generalização para redes de múltiplas camadas, o algoritmo de retropropagação do erro (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR, 2000).

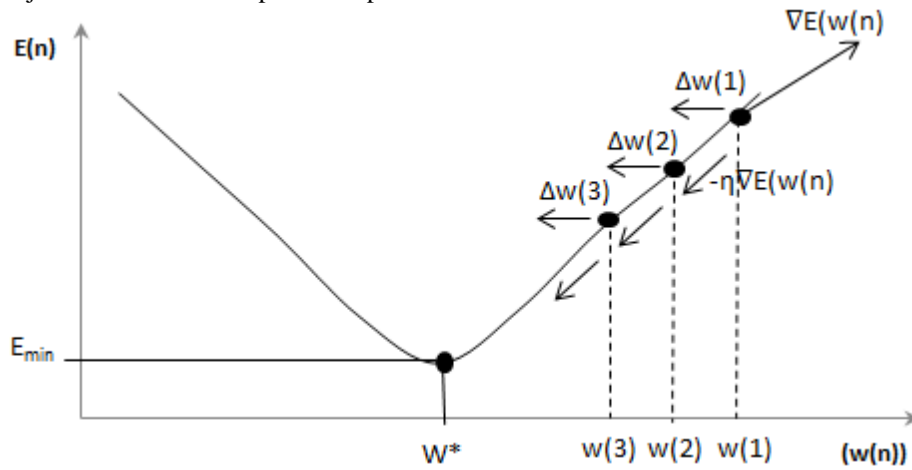
O algoritmo de retropropagação do erro (error back-propagation) é baseado na regra de aprendizagem por correção de erro e consiste de dois passos através das diferentes camadas da rede (HAYKIN, 2001):

- Passo para frente (propagação): o sinal de entrada é aplicado e seu efeito se propaga através da rede, camada por camada, produzindo, ao seu final, um conjunto de saída como a resposta real da rede. Nesta etapa os pesos sinápticos são todos fixos;
- Passo para trás (retropropagação): o sinal de erro (resposta desejada menos resposta real da rede) é propagado para trás através da rede, ajustando os pesos sinápticos de acordo com a regra de correção de erro.

Segundo Kovács (2002), o sinal de erro  $e_k(n)$  aciona um mecanismo de controle que aplica uma sequência de ajustes corretivos aos pesos sinápticos do neurônio  $k$ , com objetivo de aproximar, passo a passo, o sinal de saída da rede  $y_k(n)$  da resposta desejada  $d_k(n)$  (Figura 2.17). Este objetivo é alcançado minimizando-se uma função de custo ou índice de desempenho  $E(n)$  (Equação 2.18) até o sistema atingir um estado estável.

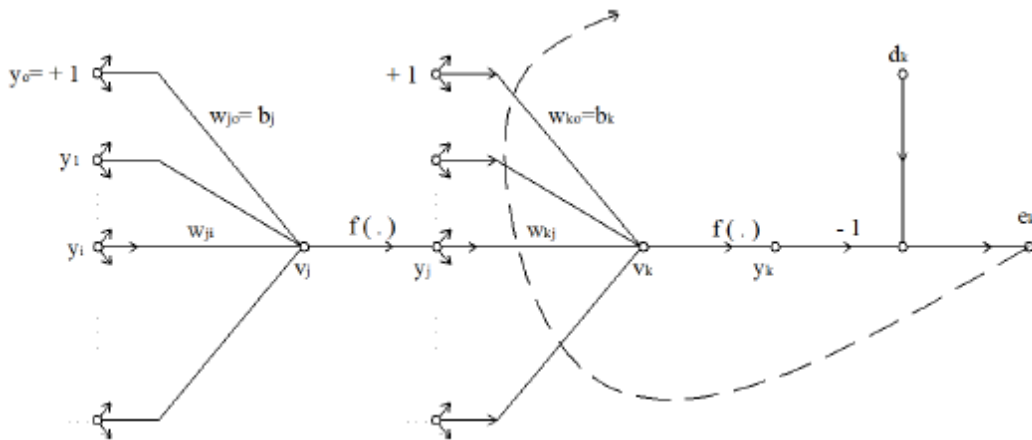
$$E(n) = \frac{1}{2} \cdot \sum e_k^2(n) \tag{2.18}$$

Figura 2.17 - Ajustes sucessivos dos pesos sinápticos



Fonte: Autor (2014)

Figura 2.18 - Grafo de fluxo de sinal ressaltando os detalhes do neurônio de saída k conectado ao neurônio oculto j.



Fonte: Araújo (2013)

Para o neurônio k que constitui um nó computacional da camada de saída da rede (Figura 2.18) e que é suprida com uma resposta desejada particular, a correção do peso sináptico  $\Delta w_{kj}(n)$  aplicada a  $w_{kj}(n)$  é dado pelas Equações 2.19 e 2.20 (HAYKIN, 2001):

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta \cdot \delta_k(n) \cdot y_j(n) \tag{2.19}$$

Sendo:

$$\delta_k(n) = e_k(n) \cdot f'_k(v_k(n)) \quad (2.20)$$

Assim, o valor do peso sináptico do neurônio  $k$  após o ajuste passa a ser calculado segundo a Equação 2.21:

$$\{w_{kj}(n+1)\} = \{w_{kj}(n)\} + \eta \delta_k(n) \cdot y_j(n) \quad (2.21)$$

Onde:

$\delta_k(n)$ : gradiente local do neurônio de saída  $k$ ;

$\eta$ : taxa de aprendizado;

$y_j(n)$ : sinal de entrada do neurônio  $k$ ;

$\{w_{kj}(n)\}$ : valores dos pesos sinápticos do neurônio  $k$  no passo de tempo  $n$ ;

$\{w_{kj}(n+1)\}$ : valores dos pesos sinápticos do neurônio  $k$  no passo de tempo  $n+1$ .

Para o neurônio  $j$  que constitui um nó da camada oculta da rede (Figura 2.18) e que não existe uma resposta desejada especificada para este neurônio, a correção do peso sináptico  $\Delta w_{ji}(n)$  aplicada a  $w_{ji}(n)$  é dado pelas Equações 2.22 e 2.23 (HAYKIN, 2001):

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (2.22)$$

Sendo:

$$\delta_j(n) = f'_j(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) \cdot w_{kj}(n) \quad (2.23)$$

Assim, o valor do peso sináptico do neurônio  $j$  após o ajuste passa a ser calculado segundo a Equação 2.24:

$$\{w_{ji}(n+1)\} = \{w_{ji}(n)\} + \eta \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (2.24)$$

Onde:

$\delta_j(n)$ : gradiente local do neurônio  $j$ ;

$y_i(n)$ : sinal de entrada do neurônio  $j$ ;

$\{w_{ji}(n)\}$ : valor do peso sináptico do neurônio  $j$  no passo de tempo  $n$ ;

$\{w_{ji}(n+1)\}$ : valor do peso sináptico do neurônio  $j$  no passo de tempo  $n+1$ .

A taxa de aprendizado  $\eta$  corresponde à velocidade de ajuste dos pesos e seu valor é compreendido entre zero (0) e um (1). Para valores próximos de um (1) a convergência é mais rápida, contudo a rede se torna mais susceptível a instabilidade. Para valores mais baixos ocorre maior estabilidade da rede, entretanto o tempo de convergência é maior (SANTOS JR, 2006).

Uma forma de aumentar a velocidade de aprendizado sem que ocorra o perigo de instabilidade é a inclusão do termo *momentum* ( $\alpha$ ) na fórmula de ajuste dos pesos, como apresenta a Equação 2.25 (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR, 2000):

$$\Delta w_{ji}(n) = \alpha \cdot \Delta w_{ji}(n-1) + \eta \cdot \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (2.25)$$

Usualmente,  $\alpha$  é um número positivo que permite acelerar o treinamento em regiões muito planas da superfície de erro ou estabilizar a oscilação de pesos em vales e ravinas (HAYKIN, 2000).

## 2.6 Aplicações das RNA em engenharia geotécnica

Por serem os solos materiais que apresentam alta complexidade, devido ao fato de serem naturais e terem seu comportamento influenciado por diversos fatores (composição granulométrica e mineralógica, umidade, índice de vazios, estado de tensões, trajetória de tensões, entre outros), as RNA vêm sendo aplicadas com sucesso em muitos problemas de engenharia geotécnica (NEJAD; JAKSA; McCABE, 2009). Kovács (2002) afirma que a RNA é uma ferramenta eficiente para se trabalhar com problemas complexos.

A RNA não é uma ferramenta substitutiva das ferramentas computacionais tradicionais, e tampouco deve ser considerada como a solução para todas as falhas dos sistemas computacionais tradicionais, mas sim uma ferramenta complementar. Muitos

pesquisadores estão utilizando sistemas híbridos que integram RNA com sistemas especialistas ou códigos de elementos finitos, de tal forma a potencializar as vantagens de cada um dos métodos (MARTÍNEZ-CARVAJAL, 2006).

Uma das vantagens das RNA sobre as ferramentas tradicionais utilizadas na estimativa de recalque em fundações profundas é que, uma vez que o modelo é formado, pode ser utilizado como uma ferramenta precisa e rápida (NEJAD; JAKSA; McCABE, 2009). Vale ressaltar que, por ser o fenômeno do recalque extremamente complexo e incerto, até os resultados de métodos de previsão sofisticados devem ser encarados como uma estimativa e que um método prever recalques com precisão (erro zero, ou seja, recalque calculado igual ao medido) é indicativo de desconfiança.

Outro diferencial entre o método baseado em RNA e os métodos tradicionais, é que nestes, a experiência do profissional entra na interpretação do resultado, e nas RNA, a experiência do profissional está dentro do modelo através dos exemplos.

Shahin, Jaksa e Maier (2001) apresentam em seu trabalho resumos de diversas aplicações das RNA em problemas da engenharia geotécnica. Foram apresentadas aplicações para a previsão da capacidade de carga de estacas, recalque em fundações superficiais e profundas, propriedades do solo e seu comportamento, liquefação, caracterização do local, estruturas de contenção, estabilidade de taludes, projetos de túneis e aberturas subterrâneas.

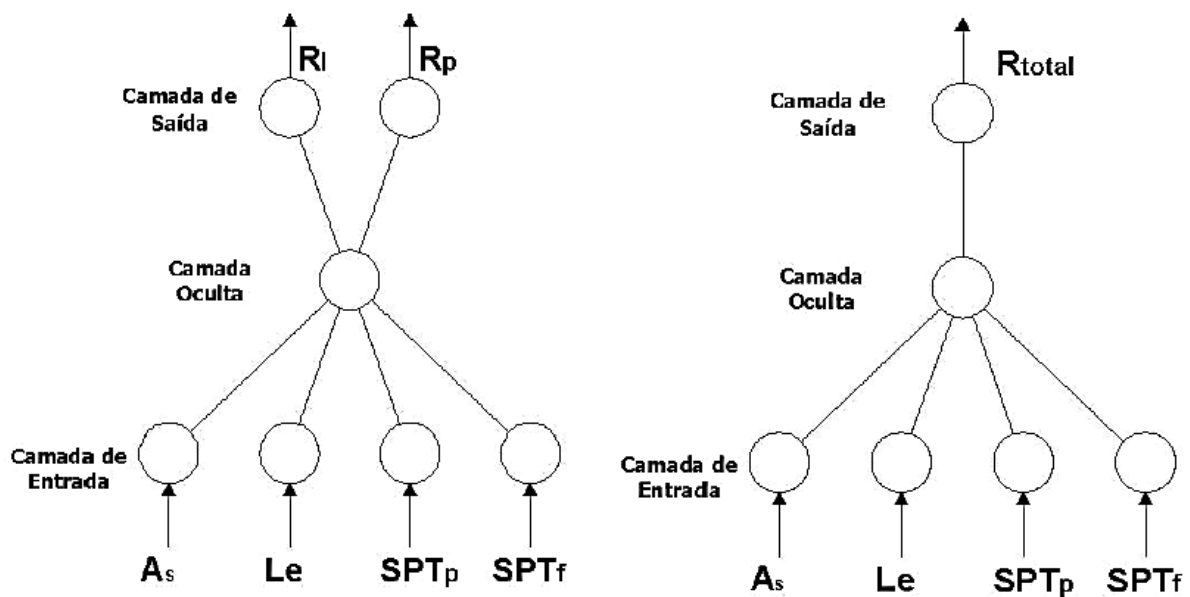
Chissolucombe (2009) empregou as RNA para estimar os deslocamentos induzidos pela escavação de um túnel do Metrô-DF. A base de dados utilizada para o treinamento da rede consistia de valores obtidos por instrumentação durante a escavação do túnel e dados obtidos através de simulações numéricas bidimensionais efetuadas com um programa de elementos finitos. Seus resultados mostraram que a ferramenta RNA é extremamente eficiente quando se tem um conjunto de dados para treinamento que abrangem todo o universo do problema.

Martínez-Carvajal (2006) empregou as RNA para estudar o comportamento constitutivo (relação tensão-deformação) de solos arenosos. A base de dados para o treinamento da RNA foi obtida a partir de uma série de ensaios de laboratório que incluíssem uma ampla gama de trajetórias de tensão tanto do tipo convencional como de compressão isotrópica e trajetórias no plano octaédrico. A RNA apresentava como variáveis de entrada o fator de forma  $n_s$ , o índice de vazios inicial  $e_0$ , e a diferença entre  $e_{\max}$  e  $e_{\min}$  para que se pudessem estimar os acréscimos de tensão dados os correspondentes acréscimos de deformação além dos estados tensão-deformação atual e anterior.

Ferreira (2010) aplicou as RNA para determinar a capacidade de carga lateral, de ponta e total de estacas pré-moldada de concreto e hélice contínua, a partir de dados do ensaio de sondagem à percussão (SPT) e provas de cargas estáticas e dinâmicas executadas em todo o território brasileiro. O banco de dados foi composto de 226 exemplos de entrada e saída. O modelo considerou quatro variáveis na camada de entrada da RNA (área da seção transversal da estaca, comprimento da estaca,  $N_{spt}$  na profundidade correspondente à ponta da estaca e  $N_{spt}$  médio ao longo do fuste da estaca) e uma única camada intermediária. O autor testou arquiteturas que variaram de 1 a 3 nós presentes na camada de saída da rede. A Figura 2.19 ilustra dois exemplos de RNA utilizadas na previsão da capacidade de carga das estacas Pré-moldadas de concreto.

As redes utilizadas no trabalho de Ferreira (2010) foram do tipo perceptron de múltiplas camadas, foram treinadas com o algoritmo retropropagação do erro e o resultado das melhores arquiteturas foi comparado com resultados obtidos pelos métodos de Aoki & Veloso (1975) e Décourt & Quaresma (1978), sendo boa parte dos resultados de capacidade de carga fornecidos pelas RNA mais precisos do que os obtidos pelos métodos tradicionais. A Tabela 2.1 mostra os valores do coeficiente de correlação para as capacidades de carga total ( $R_{total}$ ), do fuste ( $R_F$ ) e da ponta ( $R_p$ ) obtidos pelos métodos tradicionais e pela RNA.

Figura 2.19 – Arquitetura de duas RNA utilizadas para fazer a previsão da capacidade da carga das estacas pré-moldadas de concreto



Fonte: Ferreira (2010)



Tabela 2.1- Coeficiente de correlação dos modelos tradicionais e a RNA

<b>Estacas</b>	<b>Modelos</b>	<b>R<sub>total</sub></b>	<b>R<sub>F</sub></b>	<b>R<sub>p</sub></b>
Hélice Contínua	RNA	0,81	0,55	0,55
	Aoki & Veloso (1975)	0,56	0,15	0,56
	Décourt & Quaresma (1978)	0,70	0,28	0,50
Pré- moldada	RNA	0,81	0,67	0,95
	Aoki & Veloso (1975)	0,52	0,56	0,53
	Décourt & Quaresma (1978)	0,66	0,67	0,63

Fonte: Autor (2014)

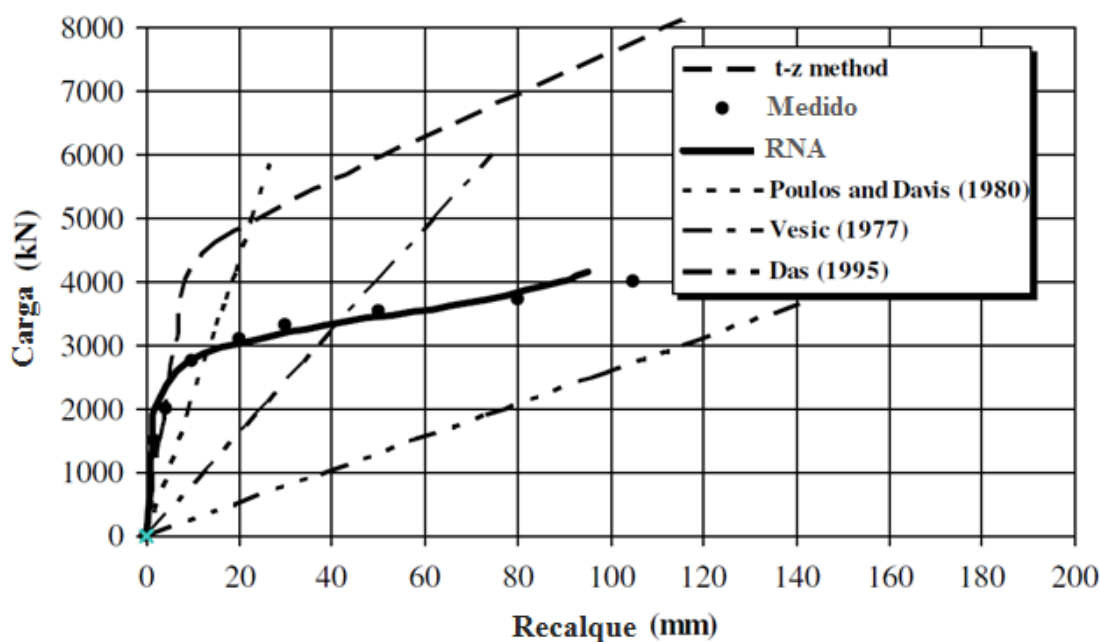
Nejad, Jaksa e McCabe (2009) empregaram as RNA para estimar o recalque em estacas com e sem deslocamento, a partir de dados do ensaio de sondagem à percussão (SPT). O banco de dados era composto por 1.013 registros de casos de medições de campo (76 estacas isoladas) executadas em diversos países (Iraque, Suécia, Estados Unidos, etc.). O modelo considerou 16 (dezesseis) variáveis na camada de entrada da RNA (tipo de prova de carga; material da estaca; método de execução da estaca; ponta da estaca (aberta ou fechada); rigidez axial da estaca; área da seção transversal da ponta da estaca; perímetro da estaca em contato com o solo; comprimento da estaca; comprimento da estaca embutido; os  $N_{spt}$  médios e corrigidos ao longo de cinco partes do comprimento embutido da estaca ( $N_1$ ,  $N_2$ ,  $N_3$ ,  $N_4$ ,  $N_5$ );  $N_{spt}$  na ponta da estaca e carga aplicada). O recalque da estaca é a única variável de saída.

Nejad, Jaksa e McCabe (2009) utilizaram o algoritmo de retropropagação do erro para treinar as diversas arquiteturas testadas em seu trabalho. A melhor arquitetura encontrada foi a de quatro camadas ocultas com 15 neurônios na primeira camada intermediária, 13 na segunda, 5 na terceira e 2 na quarta, obtendo com este modelo uma correlação na validação de 0,972. Segundo o autor, das variáveis de entrada utilizadas no modelo, a carga aplicada, o comprimento de embutimento da estaca e as propriedades do solo (o valor de  $N_{spt}$  médio) foram as que possuem efeito mais significativo sobre o recalque. Seus resultados indicam que as RNA têm a capacidade de prever o recalque em estacas com um grau aceitável de precisão para deformações de até 185 mm, e que previsões feitas pela RNA são mais precisas do que as previsões feitas pelos métodos tradicionais Poulos and Davis (1980), Vesic (1977), Das (1995), e o método não-linear  $t-z$  de Reese et al (2006).

A Figura 2.20 mostra, a título de comparação, as curvas carga aplicada x recalques medidos e previstos pelos métodos analisados, para uma estaca escavada de 11,4 metros de comprimento e 966 mm de diâmetro. Os métodos tradicionais empregados na

comparação são baseados na Teoria da Elasticidade, e devido suas limitações devem ser empregados apenas para analisar o primeiro trecho da curva carga x recalque, o trecho onde há certa proporcionalidade entre cargas e recalques (trecho linear).

Figura 2.20 – Curvas carga aplicada x recalques medidos e previstos pelos modelos RNA proposto, Poulos and Davis (1980), Vesic (1977), Das (1995), e o método não-linear t-z de Reese *et al* (2006).



Fonte: Nejad, Jaksa e McCabe (2009).

Amancio (2013) aplicou as RNA para prever os recalques em fundações profundas utilizando informações do ensaio de sondagem à percussão (SPT) e provas de cargas estáticas realizadas em estacas dos tipos hélice contínua, cravada metálica e escavada. Seu banco de dados apresentava 1.748 registros de casos de medição de campo (199 estacas isoladas). Foram consideradas sete variáveis na camada de entrada da RNA (tipo da estaca, comprimento da estaca, diâmetro da estaca, somatório do  $N_{spt}$  ao longo do fuste da estaca, o  $N_{spt}$  na base da estaca, estratigrafia por meio da consideração do solo ao longo do fuste da estaca e carga aplicada na estaca) e o recalque da estaca foi a única variável de saída. A autora organizou as variáveis de entrada em três configurações diferentes (C1, C2 e C3) e as testou com várias arquiteturas.

No trabalho de Amancio (2013), o modelo que melhor representou o fenômeno foi aquele que utilizou apenas seis das sete variáveis descritas acima (a variável que considera o solo ao longo do fuste da estaca não foi utilizada), três camadas ocultas com 10 neurônios na primeira camada intermediária, 6 na segunda e 4 na terceira (A6:10:6:4:1). Esta arquitetura obteve uma correlação na validação de 0,89 e das variáveis de entrada utilizadas no modelo, o

tipo, o comprimento e o diâmetro da estaca foram as que possuem efeito mais significativo sobre o recalque em fundações profundas.

Amancio (2013) disponibilizou os valores dos pesos sinápticos e bias de seu modelo proposto, permitindo prever o recalque em estacas, de maneira simples e rápida, utilizando uma planilha de cálculo. Seus resultados demonstraram que as RNA são capazes de entender o comportamento do recalque nas fundações profundas e de fornecer a magnitude dos recalques para qualquer valor de carga vertical de modo satisfatório.

Muitos são os fatores que influenciam o recalque em fundações profundas, Nejad, Jaksa e McCabe (2009) e Amancio (2013) trabalharam com alguns desses fatores para desenvolverem seus modelos. O modelo proposto por Amancio (2013) desconsidera a influência do tipo de solo sobre os recalques em fundações profundas, pois, apesar de considerar os  $N_{spt}$  do solo ao longo do fuste e da ponta da estaca, o valor de parâmetro pode ser igual para diferentes tipos de solo. Dessa maneira, a própria autora ressalta que alguns fatores que influenciam os recalques não foram considerados e sugere, para pesquisas futuras, que a estratigrafia do solo seja considerada de alguma maneira para tentar melhorar o modelo de previsão.

## **2.7 Considerações parciais**

Na revisão bibliográfica foi descrito o mecanismo de transferência de carga do sistema estaca- solo o que permitiu a compreensão de que o comportamento das fundações profundas em estacas isoladas quanto ao recalque se trata de um problema complexo devido às muitas incertezas associadas aos fatores que afetam a magnitude desta deformação.

A NBR 6122/2010 exige que os projetos de fundações sejam elaborados de modo a assegurar segurança quanto à ruptura e quanto aos recalques que possam comprometer o uso da edificação, mas na maioria dos projetos de fundações elaborados no Brasil, as análises de deformabilidade são negligenciadas, pois consideram que os recalques são em geral desprezíveis quando a estaca isolada estiver sob condições de carga de trabalho.

Outro ponto a ser considerado quanto à estimativa do recalque em estacas refere-se às dificuldades e limitações de aplicação das técnicas tradicionais utilizadas. Neste ponto, as RNA poderiam ser utilizadas como uma alternativa complementar, já que a mesma é eficiente para se trabalhar com problemas complexos.

Foram apresentados dois trabalhos que empregaram as RNA para estimar os recalques em fundações profundas do tipo estaca. Ambos os trabalhos, de Nejad, Jaksa e

McCabe (2009) e de Amancio (2013), concluíram que as RNA são capazes de entender o comportamento do recalque para as variáveis de entrada consideradas, além de ressaltaram a facilidade e rapidez do emprego desta ferramenta na prática da engenharia.

Neste trabalho serão empregados fatores que influenciam o recalque em estacas não considerados em ambos os trabalhos citados acima, sendo eles os fatores que consideram a estratigrafia do solo e a distância entre a ponta da estaca e a camada incompressível, na intenção de melhorar o modelo de previsão.

### 3 METODOLOGIA DE DESENVOLVIMENTO DO MODELO

Este capítulo apresenta a metodologia empregada para o desenvolvimento do modelo de previsão de recalques em fundações profundas do tipo estaca utilizando as Redes Neurais Artificiais (RNA). Para o desenvolvimento do modelo, a metodologia consiste nas seguintes etapas: levantamento e tratamento dos dados, definição das variáveis, configuração de entrada-saída estudada, treinamento e validação dos modelos, análise dos resíduos e comparação com outros modelos de previsão.

O programa utilizado neste trabalho para auxiliar no desenvolvimento dos modelos de previsão foi o QNET2000. O QNET2000 é um pacote comercial de rede neuronal desenvolvido por Vesta Services Inc. No programa QNET2000, os modelos baseados em redes neurais artificiais multicamadas alimentadas adiante (perceptron de múltiplas camadas) são submetidos a um treinamento supervisionado empregando o algoritmo de retropropagação do erro (error back propagation) baseado na regra de aprendizagem por correção do erro.

#### 3.1 Levantamento e tratamento dos dados

A etapa inicial para o desenvolvimento de um modelo utilizando RNA é o levantamento de dados. Nesta pesquisa foram utilizados os resultados de sondagens a percussão (SPT) e de provas de cargas estáticas realizadas em 199 estacas disponibilizadas por Amancio (2013).

As 199 estacas compreendem exemplares do tipo hélice contínua, cravada metálica e escavada, distribuídas de acordo com a Figura 3.1a em: hélice contínua (52%); cravada metálica (14%) e escavada (34%). A partir dos ensaios de campo, foi elaborado um conjunto de dados com 1.947 exemplos do tipo entrada-saída, apresentados na Tabela A.1 do Apêndice A, cuja distribuição pelo tipo de estaca passa a ser de acordo com a Figura 3.1b em: hélice contínua (45%); cravada metálica (16%) e escavada (39%).

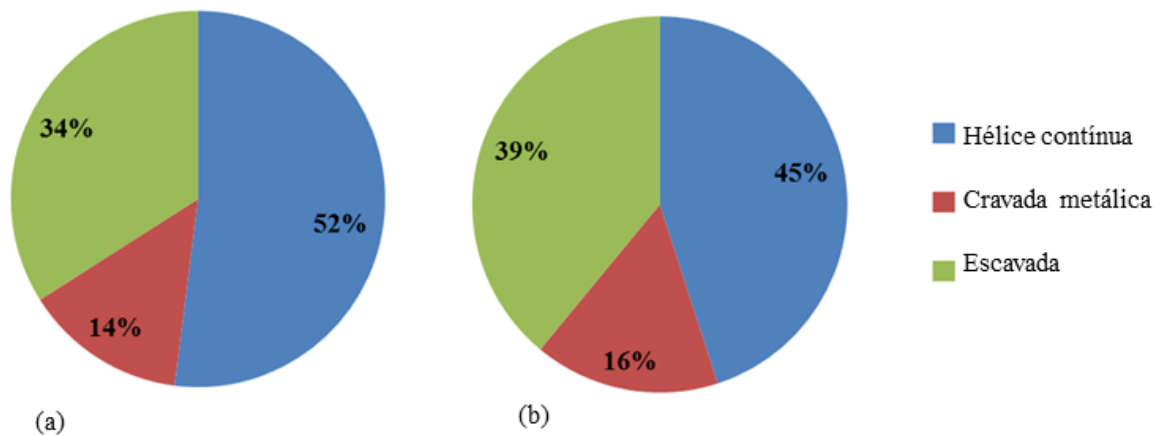
Comparando o número de exemplos utilizados para o desenvolvimento do modelo neste trabalho com os utilizados nos trabalhos apresentados no Capítulo 2 (Ferreira (2010) com 226 exemplos, Nejad, Jaksa e McCabe (2009) com 1.013 registros e Amancio (2013) com 1.748 exemplos) é possível afirmar que se trata de um conjunto de dados bastante amplo, e portanto representativo.

Amancio (2013) modelou a RNA com 1.748 exemplos do tipo entrada-saída, mas este conjunto de dados não continha os exemplos de que quando a carga aplicada é zero (nula)

o recalque é zero, o que resultou na ocorrência de recalques negativos em algumas das curvas carga x recalque apresentados em seu trabalho. Os 199 registros a mais utilizados neste trabalho são, exatamente, esses exemplos.

A diferença de valores que ocorre comparando a Figura 3.1a com a Figura 3.1b, é explicada pela variabilidade na quantidade de valores de recalques medidos no ensaio de provas de cargas estáticas, ou seja, as estacas foram submetidas a diferentes carregamentos (informação que define o número de exemplos do tipo entrada-saída).

Figura 3.1 - Distribuição de acordo com o tipo da estaca: (a) considerando a quantidade de estaca e (b) considerando a quantidade de recalque medido

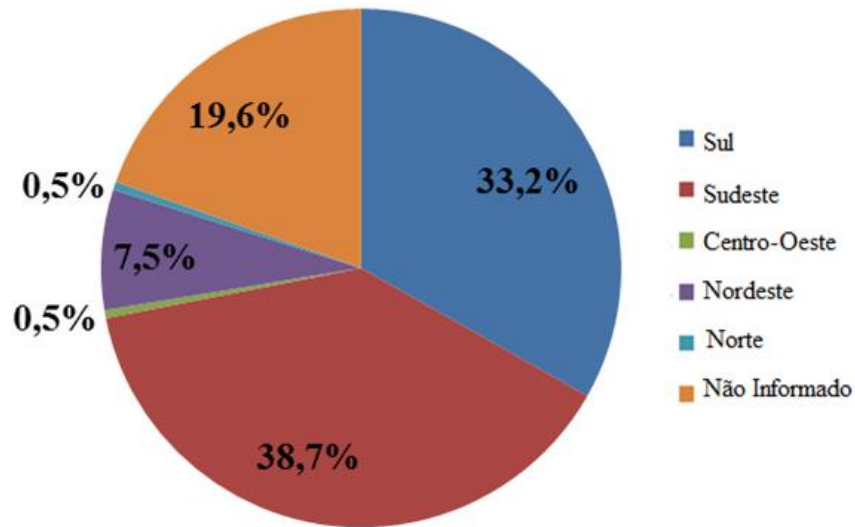


Fonte: Autor (2014)

É importante salientar que algumas das provas de cargas estáticas foram executadas com finalidades exclusivamente acadêmicas, e outros ensaios foram realizados para acompanhar o desempenho da fundação projetada. Além disso, optou-se por não fazer nenhum tipo de filtragem nesses dados, isso significa que todas as informações coletadas foram utilizadas na modelagem.

Todas as 199 estacas utilizadas neste trabalho foram executadas em território brasileiro, sendo sua localização por região distribuída de acordo com a Figura 3.2: região sul (33,2%), região sudeste (38,7%), região centro-oeste (0,5%), região nordeste (7,5%) e região norte (0,5%). Algumas estacas (19,6%) não apresentavam informação quanto a sua localização. A diferença existente entre uma região e outra que influenciaria no fenômeno do recalque está presente na geologia local, ou seja, o processo de formação do solo é diferente em cada região, resultando em solos com comportamentos diferentes, assim, devido à quantidade de estacas utilizadas, o modelo desenvolvido neste trabalho é mais representativo para as regiões sul e sudeste do Brasil.

Figura 3.2 - Distribuição das 199 estacas empregadas na modelagem de acordo com a região do território brasileiro onde foram executada.

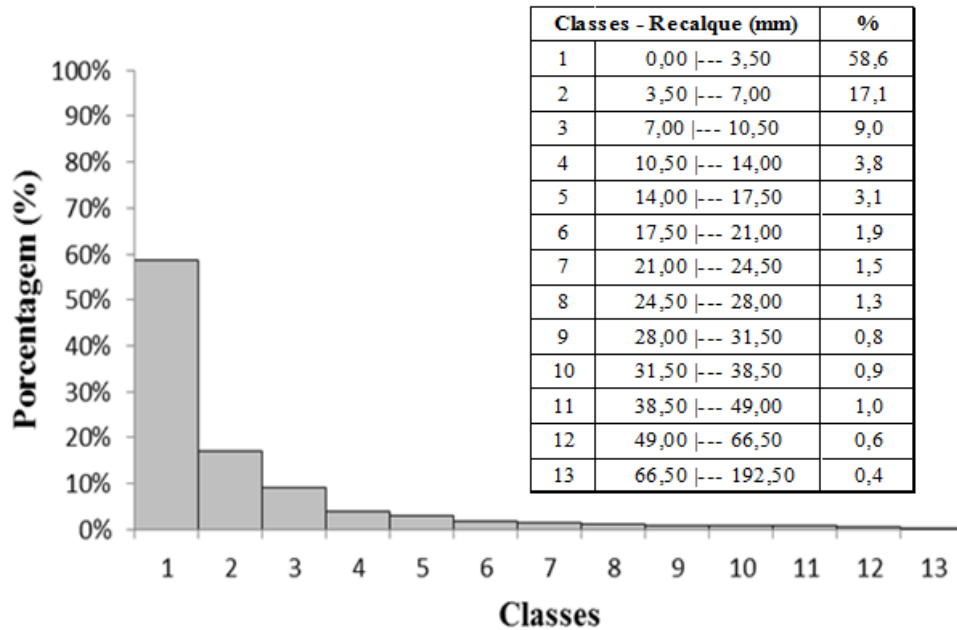


Fonte: Autor (2014)

Para analisar a variabilidade dos recalques medidos nas provas de cargas estáticas, foi elaborado o histograma mostrado na Figura 3.3. Observa-se que 58,6% dos 1.947 exemplos que formam o conjunto de dados empregados no desenvolvimento do modelo, apresentam os recalques compreendidos entre 0 e 3,5 mm, valores que provavelmente estão relacionados ao encurtamento elástico do elemento estrutural, enquanto que apenas 5,0% estão compreendidos entre 24,5 e 192,5 mm. Possivelmente, esses valores mostram que a maioria das estacas ensaiadas está trabalhando sem a mobilização da carga de ponta, já que, como apresentado na seção 2.2, o deslocamento da estaca necessário para mobilizar a resistência de ponta é muito maior do que o necessário para mobilizar o atrito lateral.

Outra avaliação feita que justificaria a afirmação feita acima é que 431 (22,14%) exemplos utilizados na modelagem apresentaram deformações superiores a 2% do diâmetro da estaca. Como apresentado na seção 2.2, a deformação necessária para o pleno desenvolvimento da carga de atrito lateral é de 0,5% a 2% do diâmetro da estaca executadas em argila e é de 1% a 3% do diâmetro da estaca executada em solos granulares.

Figura 3.3 - Histograma dos recalques medidos.



Fonte: Autor (2014)

### 3.2 Definição das variáveis

Conforme apresentado no Capítulo 2, os recalques em fundações profundas são influenciados por uma grande variedade de fatores, dentre os quais se destacam: as características geométricas das estacas; as características de resistência e deformabilidade do solo circundante e da estaca; os mecanismos de transferência de carga; dentre outros. Assim sendo, escolheu-se neste trabalho, e tomando-se como base o trabalho de Amancio (2013) realizado com o mesmo banco de dados, por adotar as seguintes variáveis de entrada para o modelo:

- a) Tipo de estaca ( $T$ );
- b) Comprimento da estaca ( $L$ );
- c) Diâmetro da estaca ( $D$ );
- d) Somatório do  $N_{SPT}$  ao longo do fuste da estaca ( $NF$ );
- e)  $N_{SPT}$  na base da estaca ( $NP$ );
- f) Distância entre a ponta da estaca e a camada incompressível ( $d$ );
- g) Porcentagem de argila ao longo do comprimento da estaca ( $\%Arg$ );
- h) Porcentagem de silte ao longo do comprimento da estaca ( $\%Sil$ );
- i) Porcentagem de areia ao longo do comprimento da estaca ( $\%Ar$ );
- j) Carga aplicada na estaca ( $P$ ).



Foram incorporadas quatro novas variáveis ao modelo proposto por Amancio (2013), são elas a distância entre a ponta da estaca e a camada incompressível  $d$ , e as porcentagens de argila, silte e areia ao longo do comprimento da estaca. O modelo que apresentou melhor desempenho em Amancio (2013) desconsiderou a influencia da estratigrafia no fenômeno do recalque, mas por saber que tal influencia existe, a dificuldade da RNA em aprender isto poderia estar na maneira como a estratigrafia foi apresentada a rede.

A configuração elaborada para o modelo de previsão de recalque em estacas pode ser representada de forma simplificada, conforme a seguinte Equação 3.1:

$$\rho = f(T, L, D, NF, NP, d, \% \text{Arg}, \% \text{Sil}, \% \text{Ar}, P) \quad (3.1)$$

Onde:

$\rho$  : recalque calculado para o conjunto de dados.

A Tabela 3.1 mostra a forma de obtenção das variáveis listadas anteriormente. O recalque medido para a carga aplicada na estaca foi adotado como a variável de saída, tendo em vista que o objetivo principal desse trabalho é estimar os recalques em fundações profundas.

Tabela 3.1 - Variáveis de entrada e de saída utilizadas no modelo

Variáveis	Descrição	Tipo	Aquisição
T	Tipo de estaca	Entrada	Projeto/ Prova de Carga Estática
L	Comprimento da estaca	Entrada	Projeto/ Prova de Carga Estática
D	Diâmetro da estaca	Entrada	Projeto/ Prova de Carga Estática
NF	Somatório do $N_{SPT}$ ao longo do fuste da estaca	Entrada	Sondagem a Percussão
NP	$N_{SPT}$ na base da estaca	Entrada	Sondagem a Percussão
d	Distância entre a ponta da estaca e a camada incompressível	Entrada	Sondagem a Percussão
% Arg	Porcentagem de argila ao longo do comprimento da estaca	Entrada	Sondagem a Percussão
% Sil	Porcentagem de silte ao longo do comprimento da estaca	Entrada	Sondagem a Percussão
% Ar	Porcentagem de areia ao longo do comprimento da estaca	Entrada	Sondagem a Percussão
P	Carga aplicada na estaca	Entrada	Prova de Carga Estática
$\rho$	Recalque medido para a carga aplicada	Saída	Prova de Carga Estática

Fonte: Autor (2014)

A variável tipo de estaca ( $T$ ) foi escolhida para constituir uma das variáveis de entrada, pois leva em consideração os mecanismos de transferência de carga entre o solo e o

elemento estrutural da estaca, os quais são função do processo executivo da estaca e de sua interação com o solo circundante.

O programa QNET2000 não aceita parâmetros de texto, portanto, faz-se necessário alocar um valor numérico para o parâmetro tipo de estaca ( $T$ ) para o desenvolvimento do modelo. O tipo de estaca  $T$  é definido de acordo com a Tabela 3.2.

Tabela 3.2 - Valores adotados para a variável tipo da estaca ( $T$ )

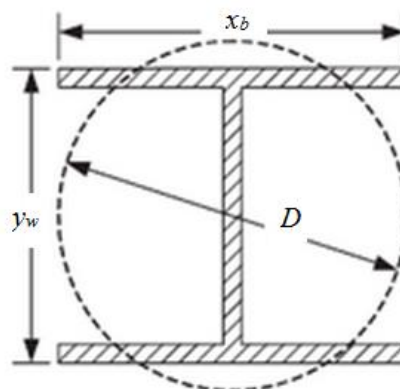
Tipo de estaca	T
Hélice contínua	1
Cravada metálica	2
Escavada	3

Fonte: Autor (2014)

As variáveis comprimento  $L$  e diâmetro  $D$  da estaca foram escolhidas como variáveis de entrada do modelo pois levam em conta a influência da inércia do elemento estrutural no desenvolvimento dos recalques, além de levar em consideração os mecanismos de transferência de carga no fuste e na ponta.

No caso das estacas metálicas cravadas com seção não circular (Figura 3.4), o diâmetro da estaca ( $D$ ) foi obtido a partir da recomendação de Fleming *et al.* (2008), como sendo o valor equivalente à maior dimensão em planta do perfil metálico ( $D = x_b$ , se  $x_b > y_w$ , ou  $D = y_w$ , se  $y_w > x_b$ ).

Figura 3.4 - Seção transversal para estacas cravadas metálicas



Fonte: Fleming et al. (2008 *apud* AMANCIO, 2013).

A variável somatório do  $N_{SPT}$  ao longo do fuste da estaca  $NF$  (Equação 3.2) e a variável  $N_{SPT}$  na base da estaca  $NP$  foram introduzidas como variáveis de entrada do modelo

pois levam em consideração a compacidade/ consistência do solo, além de levarem em consideração a influência da deformabilidade dos solos nos recalques sofridos pela estaca quando submetida a uma carga vertical  $P$ .

$$NF = \sum N_{SPT} - NP \quad (3.2)$$

Onde:

$N_{SPT}$ : índice de resistência à penetração, em golpes/30 cm;

$NP$ :  $N_{SPT}$  na base da fundação.

Em todas as provas de carga foi adotado para o parâmetro  $N_{SPT}$  o valor máximo igual a 40 golpes/30 cm, devendo ser este valor adotado nos casos em que  $N_{SPT}$  for maior que 40 golpes/30 cm para a previsão dos recalques das estacas no modelo neuronal.

A variável distância entre a ponta da estaca e a camada incompressível  $d$ , foi escolhida por influenciar na deformabilidade do solo. O valor desta variável foi obtido analisando os resultados das sondagens a percussão determinando a distância entre a ponta da estaca e a camada com  $N_{SPT}$  igual a 40. Quando a sondagem não progrediu o suficiente para determinar a profundidade desta camada incompressível, a variável  $d$  foi definida como sendo o dobro do diâmetro da estaca.

Tal escolha foi feita com base no bulbo de tensões. Segundo Niyama, Aoki e Chamecki (1998), o bulbo de pressões ou de tensões é a denominação dada à região abaixo da base, dentro do qual os valores significativos de tensões são induzidos ao subsolo. Tensões inferiores a 10% da aplicada pela fundação são geralmente negligenciáveis para os problemas práticos. Isto significa que o bulbo de tensões atinge profundidades da ordem de 1,5 a 2,0 vezes a largura da área carregada, sendo este último valor adotado com frequência.

Sabendo que, um valor de  $N_{SPT}$  pode se referir a diferentes tipos de solo e que como apresentado no Capítulo 2, o recalque em estacas é influenciado pelo material que constitui o solo, as porcentagens de argila, silte e areia (%Arg, %Sil e %Ar, respectivamente) ao longo do comprimento da estaca foram escolhidas para constituir variáveis de entrada, por levarem em consideração o comportamento do solo e a influência da estratigrafia no mecanismo de transferência de carga.

Os valores destas variáveis foram obtidos analisando os relatórios dos ensaios de sondagens à percussão (Figura 3.5), e determinando quantos metros de cada material estavam

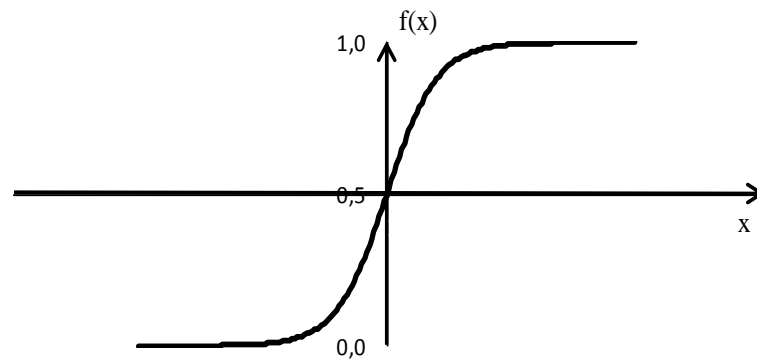


O emprego da carga aplicada  $P$  não precisaria ser justificado já que se não há tensão, não há deformação, mas acrescentar a carga aplicada como uma variável de entrada permite ao modelo proposto calcular recalques para quaisquer valores, assim como conhecer o comportamento da curva carga x recalque e, a partir disso, detectar a carga limite.

Para o desenvolvimento do modelo de previsão de recalques em estacas utilizando as RNA, é preciso escolher a função de ativação a ser empregada. Dentre todas as funções possíveis de se utilizar para a ativação dos neurônios, a função sigmóide (Equação 3.6) tem demonstrado bom desempenho, e apresenta como principais vantagens, ter como domínio os conjuntos dos números reais, e ser contínua e diferenciável em todo o seu domínio, permitindo assim a aplicação do algoritmo de retropropagação do erro (Regra Delta Generalizada) para a alteração dos pesos sinápticos. A Figura 3.6 ilustra o comportamento da função sigmóide ao longo de seu domínio.

$$f(v_k) = \frac{1}{(1 + e^{(-v_k)})} \quad (3.6)$$

Figura 3.6 - Função de ativação sigmóide.



Fonte: Autor (2014)

O uso da função sigmóide requer que os valores das variáveis de saída sejam normalizados em um intervalo que se situe dentro dos limites do conjunto imagem da função, no caso, o intervalo  $(0,1)$ . Neste trabalho optou-se por normalizar todas as variáveis, tanto as da camada de entrada quanto a variável de saída, visando melhorar o desempenho e o tempo da etapa de treinamento da rede e permitindo analisar e interpretar melhor os resultados obtidos.

Existe a possibilidade de fazer a normalização automática dos dados no programa QNET2000, porém esta normalização omite informações importantes ao usuário (dados de

entrada) impedindo a implementação do modelo em planilhas de cálculo (DANTAS NETO, 2004).

A normalização do sinal deve ser feita ligeiramente acima e abaixo dos limites evitando a saturação da função de ativação, o que prejudicaria a convergência do algoritmo de ajuste dos pesos sinápticos e bias. Assim, a normalização das variáveis de entrada e de saída, pertencentes ao conjunto de dados, foi feita entre 0,15 e 0,85 considerando uma relação linear entre os valores máximos, mínimos e a variável normalizada, através da Equação 3.7:

$$\frac{X' - 0,15}{0,85 - 0,15} = \frac{X - X_{\text{mín}}}{X_{\text{máx}} - X_{\text{mín}}} \quad (3.7)$$

Onde:

X': variável resultante da normalização;

X: variável a ser normalizada;

X<sub>mín</sub>: valor mínimo da variável a ser normalizada;

X<sub>máx</sub>: valor máximo da variável a ser normalizada.

A Tabela 3.3 mostra os valores máximos e mínimos de cada uma das variáveis de entrada e saída, apresentados na Tabela A.1 do Apêndice A, pertencentes ao conjunto de dados disponível para o desenvolvimento do modelo de previsão de recalques.

Tabela 3.3 - Valores máximos e mínimos das variáveis.

	Variáveis de entrada										Variável de saída
	T	L	D	NF	NP	d	%Arg	%Sil	%Ar	P	ρ
<b>Máximo</b>	3	60,00	1,70	990	40	4,00	1,00	1,00	1,00	16.653	189,4
<b>Mínimo</b>	1	3,00	0,08	6	2	0,00	0,00	0,00	0,00	0	0,00

Fonte: Autor (2014)

### 3.3 Treinamento e validação dos modelos

A modelagem com redes neurais artificiais é feita em duas etapas: treinamento e validação. Uma rede neural bem treinada é aquela capaz de generalizar o conhecimento adquirido durante o treinamento, ou seja, apresentar respostas satisfatórias para estímulos aos quais não foi submetida durante o treinamento.

Na etapa de treinamento ocorre o processo no qual os parâmetros livres (pesos sinápticos) de uma rede neural são alterados (ajustados) permitindo que a RNA adquira o conhecimento do objeto de estudo. Este ajuste é feito conforme a formulação apresentada na seção 2.5, com o objetivo de minimizar a diferença entre o valor medido e o valor calculado, baseando-se nas informações existentes no conjunto de treinamento.

Na etapa de validação, a resposta fornecida pela rede é calculada utilizando os pesos sinápticos e bias adquiridos na fase de treinamento, porém utilizando informações (exemplos de entrada-saída) desconhecidas pela rede neural artificial, ou seja, exemplos não utilizados durante o treinamento. O conjunto de validação é utilizado para avaliar o desempenho do processo de treinamento, a partir da identificação do chamado "supertreinamento" ou "*overfitting*", isto é, quando a rede neural perde a capacidade de extrair as características gerais do conjunto de treinamento e começa a produzir padrões viciosos.

A ocorrência do "supertreinamento" pode ser verificada a partir do monitoramento dos processos de treinamento e validação simultaneamente. Tal situação ocorre quando, acima de um determinado número de iterações a correlação entre os valores medidos e calculados na fase de treinamento aumenta, porém na fase de validação esta mesma correlação diminui.

Neste trabalho, foi realizado um sorteio para retirar, aleatoriamente, 389 (20%) exemplos do tipo entrada-saída, do total de 1.947 exemplos do conjunto de dados, para serem usados na fase de validação do modelo. Para a fase de treinamento foram usados os 1.558 (80%) exemplos de entrada-saída restantes.

Alguns autores ainda empregam uma terceira etapa para a modelagem com RNA, que é a etapa de teste, empregando exemplos que não fazem parte do banco de dados utilizados para o desenvolvimento do modelo. Neste trabalho, foi empregada a etapa teste utilizando ensaios realizados em uma estaca do tipo hélice contínua de 14 metros de comprimento e 0,45 metros de diâmetro.

Na etapa de treinamento dos modelos para estimativa dos recalques em fundações profundas, foi escolhido o valor 0,8 para o parâmetro momentum ( $\alpha$ ) e foi determinado que o parâmetro taxa de aprendizagem poderia variar entre 0,001 e 0,50. A taxa de aprendizagem ( $\eta$ ) influencia na convergência do algoritmo de retropropagação do erro e o fator  $\alpha$  (momentum) minimiza a instabilidade do algoritmo durante essa convergência. O programa QNET2000 permite a mudança desses parâmetros a qualquer momento, sendo esta uma forma

de melhorar a eficiência da rede. Nos modelos testados, o  $\alpha$  permaneceu constante e o valor de  $\eta$  foi variado (automaticamente pelo programa) dentro da faixa descrita anteriormente.

Neste trabalho, a avaliação do desempenho do modelo foi feita por meio do coeficiente de correlação entre a saída calculada pela rede e o valor real, para o mesmo padrão de entrada, disponível nos conjuntos de treinamento e validação. O coeficiente de correlação é definido como (BUSSAB e MORETTIN, 1987):

$$C(V_m, V_c) = \frac{\text{Cov}(V_m, V_c)}{\sigma(V_m) \cdot \sigma(V_c)} \quad (3.8)$$

Onde:

$\text{Cov}(V_m, V_c)$ : covariância entre o valor medido e o valor calculado;

$\sigma(V_m)$ : desvio padrão dos valores medidos;

$\sigma(V_c)$ : desvio padrão dos valores calculados.

Os valores para o coeficiente de correlação para as etapas de treinamento e validação são fornecidos pelo programa QNET2000. Definiu-se como resultado satisfatório, o modelo, ou arquitetura, que após um certo número de iteração  $n$  apresentou o maior valor de correlação para os dados do conjunto de validação.

### 3.4 Análise dos resíduos

#### 3.4.1 Definição do intervalo de confiança para os resultados do modelo

Após definir a arquitetura com o melhor desempenho, é necessário verificar se a variabilidade dos seus resíduos obedece alguma distribuição de probabilidade. Segundo Araújo (2013), isso possibilita a predição do fenômeno, considerando sua variabilidade e confiabilidade através dos níveis e intervalos de confiança adotados.

Neste trabalho, os resíduos foram calculados apenas para os resultados obtidos na fase de validação, pois é nessa fase que se avalia a capacidade de generalização do conhecimento adquirido pela rede. Para isso aplicou-se a Equação 3.9 apresentada por Dantas Neto (2004):



$$d' = \rho_m - \rho_c \quad (3.9)$$

Onde:

$d'$ : resíduo entre o valor medido e o valor calculado;

$\rho_m$ : valor do recalque medido no ensaio de prova de carga estática;

$\rho_c$ : valor do recalque calculado pelo modelo proposto.

De posse dos resíduos, adotou-se a hipótese que sua variabilidade se comporta segundo uma Distribuição Normal de Probabilidade. Tal hipótese deve ser verificada através do Teste de Aderência feito para esses resíduos, conforme apresentado a seguir.

Dadas às condições de normalidade da curva de distribuição, os intervalos de confiança para as médias, considerando-se um nível de confiança de  $(1 - \alpha)$ , segundo Triola (1999) é dado pela Equação 3.10:

$$\bar{d} - z_{\alpha/2} \cdot \frac{s}{\sqrt{n}} \leq \rho_m - \rho_c \leq \bar{d} + z_{\alpha/2} \cdot \frac{s}{\sqrt{n}} \quad (3.10)$$

Onde:

$\bar{d}$ : média aritmética dos desvios-padrões da amostra;

$z_{\alpha/2}$ : variável aleatória da distribuição normal para qual a probabilidade de ocorrência de um valor  $d' \leq (1 - \alpha)$ ;

$s$ : desvio-padrão da amostra;

$n$ : tamanho da amostra.

A Equação 3.10 foi simplificada por Dantas Neto (2004) para:

$$\rho_c + LI \leq \rho_m \leq \rho_c + LS \quad (3.11)$$

Onde:

LI: limite inferior do intervalo de confiança;

LS: limite superior do intervalo de confiança.

A equação simplificada acima fornece o intervalo em que se encontra o valor medido do recalque em ensaios de prova de carga estática, a partir do valor calculado pelo modelo de previsão, para um nível de confiança de  $(1 - \alpha)$ , garantindo a confiabilidade dos resultados.

### 3.4.2 Teste de Aderência

Segundo Assis *et al.* (2002 *apud* AMANCIO, 2013), os testes de aderência, com emprego da estatística  $\chi^2_\phi$  ("qui-quadrado"), são realizados quando se deseja conhecer a forma de distribuição de uma determinada população. Portanto neste trabalho, o Teste de Aderência foi utilizado para verificar se há normalidade, ou não, dos resíduos entre os valores medidos e os valores calculados pelo modelo de previsão de recalques em fundações profundas.

Considere-se uma amostra de tamanho  $n$ , e  $E_1, E_2, \dots, E_k$ , um conjunto de possíveis eventos da amostra. Sejam  $F_{o1}, F_{o2}, \dots, F_{ok}$ , as frequências observadas na amostra dos respectivos eventos. Pode-se, então, estabelecer algumas hipóteses sobre as frequências esperadas  $F_{e1}, F_{e2}, \dots, F_{ek}$ , e efetuar um teste de adequação de aderência para verificar se os dados da amostra se ajustam às hipóteses feitas (ASSIS *et al.*, 2002 *apud* AMANCIO, 2013).

Para a realização desses testes, será utilizada a Equação 3.11 apresentada por Assis *et al.* (2002 *apud* AMANCIO, 2013):

$$\chi^2_\phi = \sum_{i=1}^k \frac{(F_{oi} - F_{ei})^2}{F_{ei}} \quad (3.12)$$

Onde:

$\chi^2_\phi$ : estatística "qui-quadrado" para  $\phi$  graus de liberdade;

$F_{oi}$ : frequência observada para o elemento  $i$ ;

$F_{ei}$ : frequência esperada, ou teórica, para o elemento  $i$ ;

$k$ : número das classes de frequência da distribuição para a amostra.

O número de graus de liberdade  $\phi$  é calculado segundo a Equação 3.12 (ASSIS *et al.*, 2002 *apud* AMANCIO, 2013):

$$\phi = k - 3 \quad (3.13)$$

Neste trabalho, as frequências esperadas foram calculadas a partir da estimativa de dois parâmetros populacionais baseados nos dados amostrais (média e desvio-padrão), sendo, portanto, o valor do número de graus de liberdade obtido pela equação acima.

Assis *et al.* (2002 *apud* AMANCIO, 2013) descrevem os principais passos para a realização do Teste de Aderência:

- a) Enunciar as hipóteses nula  $H_0$  e alternativa  $H_1$ : a hipótese nula confirmará que não existe diferença entre as  $F_{ei}$  (frequências esperadas), calculadas por um modelo de distribuição de probabilidades, e as  $F_{oi}$  (frequências observadas). Já a hipótese alternativa afirmará que se as  $F_{ei}$  e  $F_{oi}$  diferem, o modelo testado é inadequado para representar a distribuição da população;
- b) Fixar o nível de significância  $\alpha$ , bem como a variável  $\chi_\phi^2$  com  $\phi$  graus de liberdade;
- c) Determinar a região crítica RC e a região de aceitação RA: para que  $H_0$  seja aceita, ao nível de significância fixado, é esperado que as frequências observadas sejam próximas das frequências esperadas; portanto, o valor de  $\chi_\phi^2$  será pequeno.

A região crítica deverá estar concentrada a direita de certo valor crítico  $\chi_\phi^2$  tabelado, conforme ilustrado na Figura 3.7.

A partir dos procedimentos descritos anteriormente, a aceitação da hipótese nula  $H_0$ , ocorre quando:

$$\left(\chi_\phi^2\right)_{\text{cal}} \leq \left(\chi_\phi^2\right)_{\text{tab}} \quad (3.14)$$

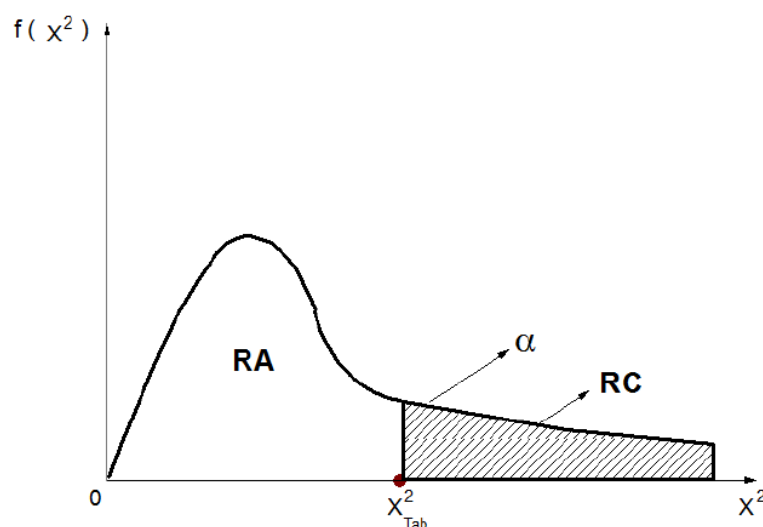
Onde:

$\left(\chi_\phi^2\right)_{\text{cal}}$ : valor calculado da estatística "qui-quadrado" com  $\phi$  graus de liberdade;

$\left(\chi_\phi^2\right)_{\text{tab}}$ : valor tabelado da estatística "qui-quadrado" com  $\phi$  graus de liberdade.

Os valores de  $\left(\chi_\phi^2\right)_{\text{tab}}$  empregados nos testes de aderência realizados neste trabalho foram obtidos de Bussab e Morettin (1987).

Figura 3.7 - Ilustração das regiões crítica (RC) e região de aceitação (RA)



Fonte: Assis *et al.* (2002 *apud* AMANCIO, 2013)

### 3.5 Comparação do modelo proposto com outros modelos de previsão

Tendo definido o modelo baseado em redes neurais artificiais que melhor representa o fenômeno dos recalques em fundações profundas do tipo estacas, curvas carga aplicada x recalque previsto por este modelo proposto para algumas situações serão comparadas com as curvas geradas pela prova de carga estática, com o modelo de Amancio (2013) e com o modelo Elasto-plástico.

O método dos elementos finitos (MEF) é uma das ferramentas numéricas mais utilizadas na atualidade devido à sua capacidade de simular condições de contorno variadas, etapas construtivas, incorporar diferentes modelos constitutivos, e outras complexidades que envolvem os problemas de engenharia (CHISSOLUCOMBE, 2009). Segundo Anjos (2006), o MEF consegue representar o solo como um contínuo e assim representar mais apropriadamente determinado problema.

O MEF analisa a deformação plana bidimensional ou axissimétrica de solos elásticos perfeitamente plásticos, podendo-se utilizar vários modelos constitutivos como por exemplo, o critério de ruptura de Mohr Coulomb (CHISSOLUCOMBE, 2009).

O uso do modelo constitutivo de Mohr Coulomb (modelo elasto-plástico) requer o emprego de cinco parâmetros sendo eles, o ângulo de atrito, a coesão e o ângulo de dilatância que controlam o comportamento plástico, e o módulo de elasticidade e o coeficiente de Poisson que controlam o comportamento elástico (ANJOS, 2006).

A estimativa dos parâmetros é um passo fundamental no emprego dos métodos numéricos, implicando diretamente no sucesso de sua aplicação. A obtenção, de modo

representativo, dos parâmetros de deformabilidade e resistência a partir de ensaios de laboratório recae na dificuldade de retirar e ensaiar as amostras de solo indeformadas. Devido a esta dificuldade, correlações entre os parâmetros do solo e o ensaio SPT foram elaboradas, mas estas correlações são, em geral, adequadas apenas ao local onde foram calibradas.

### **3.6 Considerações parciais**

Neste capítulo foram descritos os procedimentos adotados para o desenvolvimento do modelo em RNA com vista a estimar os recalques em estacas dos tipos hélice contínua, cravada metálica e escavada.

Inicialmente foram coletados os dados relevantes ao problema em resultados de sondagem à percussão do tipo SPT e provas de cargas estáticas. Posteriormente estes dados foram normalizados e divididos em conjuntos de treinamento e de validação. Utilizando o programa QNET2000, o modelo baseado em RNA foi desenvolvido realizando as etapas de treinamento e validação da rede para diversas arquiteturas. A melhor arquitetura será aquela que apresentar o maior valor para o coeficiente de correlação versus o número de iterações na fase de validação.

A metodologia apresentada é de fácil aplicação, tendo como uma das principais vantagens está à utilização de dados de entrada simples, de fácil obtenção, como é o caso dos ensaios SPT. O desafio no desenvolvimento de um modelo que entenda o fenômeno do recalque em estacas está na etapa de escolha dos fatores que influenciam este fenômeno que, como explicado anteriormente, é muito complexo e, além disso, é como introduzir os fatores escolhidos na camada de entrada da RNA.

## **4 APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS**

Este capítulo está organizado em quatro itens: apresentação do modelo neuronal; aplicação do modelo neuronal; simulação numérica da prova de carga e comparação do modelo neuronal com outros modelos de previsão. No primeiro constam os resultados obtidos com o auxílio do programa QNET2000 para as diversas arquiteturas testadas, as comparações entre elas, assim como as interpretações e comentários que permitam a definição do modelo de previsão do recalque com melhor desempenho.

Definido o melhor modelo, serão mostrados os resultados referentes à análise dos resíduos calculados na fase de validação, determinando com isso o intervalo de confiança para os resultados do modelo. Ainda na primeira seção, será feita a apresentação do modelo proposto (arquitetura e intervalo de confiança) e a metodologia para implantá-lo em planilhas de cálculo.

No segundo item será apresentada uma prova de carga real, não usada no desenvolvimento do modelo, denominada de estaca teste, na intenção de demonstrar o cálculo do recalque utilizando o modelo de melhor desempenho. Com isto, os valores dos recalques estimados pelo modelo serão comparados com os obtidos pela prova de carga estática na estaca teste.

No terceiro item, o modelo elasto-plástico será utilizado para estimar a curva carga x recalque da estaca teste, e com isso compará-la com a curva carga x recalque resultante da prova de carga estática. Finalizando o capítulo, serão comparadas as curvas carga x recalque obtidas na simulação numérica das estacas, nas provas de carga realizadas pela aplicação do modelo neuronal desenvolvido neste trabalho, e pelo modelo neuronal desenvolvido por Amancio (2013).

### **4.1 Apresentação do modelo neuronal**

Conforme apresentado no Capítulo 3, que detalha os procedimentos realizados para o desenvolvimento do modelo, as informações coletadas em relatórios de sondagens a percussão e provas de cargas estáticas, foram organizadas de modo a serem representadas de forma simplificada segundo a expressão 4.1, sendo testadas, para este conjunto, dez arquiteturas distintas, conforme apresentado na Tabela 4.1.

$$\rho = f(T, L, D, NF, NP, d, \% \text{Arg}, \% \text{Sil}, \% \text{Ar}, P) \quad (4.1)$$

Tabela 4.1 - Arquiteturas utilizadas na modelagem

Arquiteturas		
<b>R1</b>	A10:5:1	Uma camada oculta
<b>R2</b>	A10:6:2:1	Duas camadas ocultas
<b>R3</b>	A10:8:4:1	Duas camadas ocultas
<b>R4</b>	A10:12:6:1	Duas camadas ocultas
<b>R5</b>	A10:8:6:4:1	Três camadas ocultas
<b>R6</b>	A10:8:10:4:1	Três camadas ocultas
<b>R7</b>	A10:14:8:4:1	Três camadas ocultas
<b>R8</b>	A10:8:6:4:2:1	Quatro camadas ocultas
<b>R9</b>	A10:12:8:6:4:1	Quatro camadas ocultas
<b>R10</b>	A10:14:8:4:2:1	Quatro camadas ocultas

Fonte: Autor (2014)

A busca pela arquitetura ideal foi feita por um processo de tentativa e erro, variando-se o número de camadas ocultas, ou de neurônios ocultos, já que a quantidade de neurônios na camada de entrada e de saída é estabelecida pelo problema, que neste caso são 10 (dez) neurônios na camada de entrada (um para cada variável escolhida) e um neurônio na camada de saída referente ao recalque.

Durante a fase de treinamento, diversas interrupções foram feitas para permitir o acesso e salvar os valores dos parâmetros livres calculados após  $n$  número de iterações, permitindo determinar as correlações entre os valores calculados e os medidos, que serão denominadas de  $R_T$  para o treinamento e  $R_V$  para a validação, para cada uma das interrupções. A análise da evolução de  $R_T$  e  $R_V$  com o número de iterações permite avaliar se ocorreu o “supertreinamento” e também determinar o maior valor da correlação na validação  $R_V$  obtido e quantas iterações foram necessárias para que esse valor fosse obtido.

No Apêndice B estão apresentadas as figuras que ilustram a evolução de  $R_T$  e  $R_V$  com o número de iterações, para cada uma das arquiteturas descritas na Tabela 4.1, com exceção da arquitetura que teve o melhor resultado (maior valor da correlação na validação), pois será mostrado a seguir.

Analisando as curvas  $R_T$  e  $R_V$  versus número de iterações, foi possível elaborar a Tabela 4.2, que contém o valor máximo de  $R_V$  e o número de iterações correspondente para cada arquitetura considerada.

Tabela 4.2 - Correlações obtidas para os modelos na fase de validação

Arquitetura		Nº de Iterações	$R_V$
<b>R1</b>	A10:5:1	3.500.000	0,74
<b>R2</b>	A10:6:2:1	2.000.000	0,83
<b>R3</b>	A10:8:4:1	5.000.000	0,90
<b>R4</b>	A10:12:6:1	2.000.000	0,90
<b>R5</b>	A10:8:6:4:1	2.500.000	0,89
<b>R6</b>	A10:8:10:4:1	4.000.000	0,87
<b>R7</b>	A10:14:8:4:1	5.000.000	0,88
<b>R8</b>	A10:8:6:4:2:1	3.500.000	0,82
<b>R9</b>	A10:12:8:6:4:1	2.500.000	0,91
<b>R10</b>	A10:14:8:4:2:1	4.500.000	0,91

Fonte: Autor (2014)

Observa-se que para a arquitetura com apenas uma camada intermediária o valor da correlação  $R_V$  é relativamente mais baixo, indicando que esta executa a previsão de recalque de modo insatisfatório. Quando se acrescenta mais uma camada intermediária o valor da correlação  $R_V$  aumenta consideravelmente, e quanto mais neurônios nessas camadas melhor foi o resultado.

Para as arquiteturas com três camadas intermediárias, à medida que se aumentou a quantidade de neurônios o valor da correlação  $R_V$  diminuiu, atingiu um valor mínimo, e depois aumentou novamente, apresentando uma instabilidade. Com o acréscimo da quarta camada intermediária, o valor da correlação  $R_V$  diminuiu, mas com o aumento da quantidade de neurônios o valor da correlação  $R_V$  aumentou.

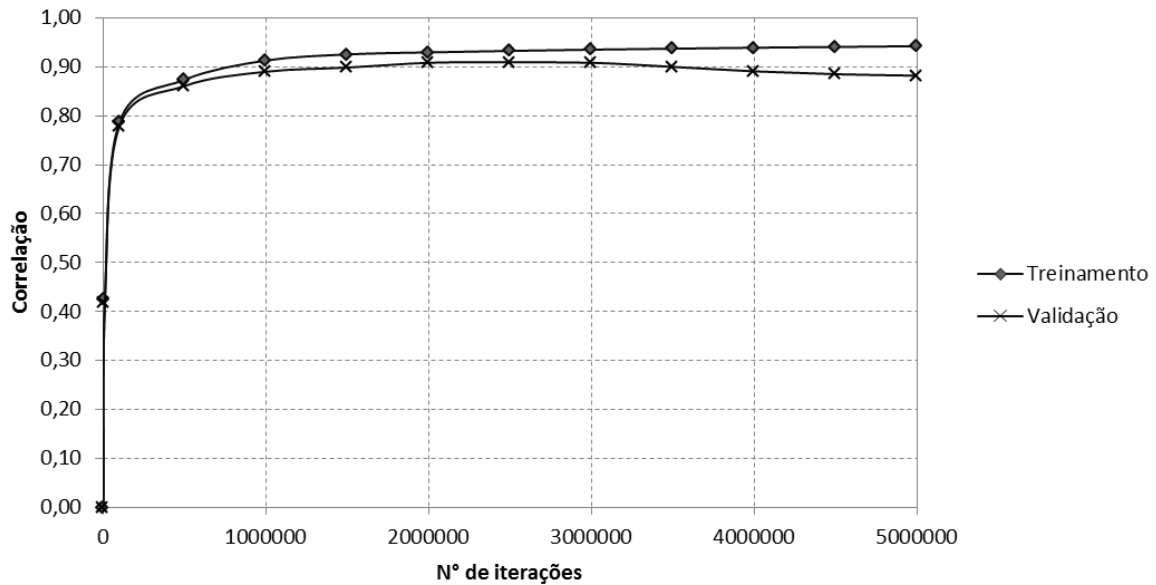
Comparando os resultados exibidos na Tabela 4.2, as arquiteturas R9 e R10 apresentaram o mesmo e o maior valor para a correlação  $R_V$  (0,91). Ambas as arquiteturas, formadas por quatro camadas intermediárias, foram os modelos que calcularam recalques mais próximos dos valores medidos para as variáveis de entrada consideradas.

A evolução das correlações com o número de iteração na fase de treinamento e validação das arquiteturas R9 e R10 são apresentadas na Figura 4.1 e na Figura 4.2, respectivamente. Analisando-as é possível perceber uma proximidade e semelhança no



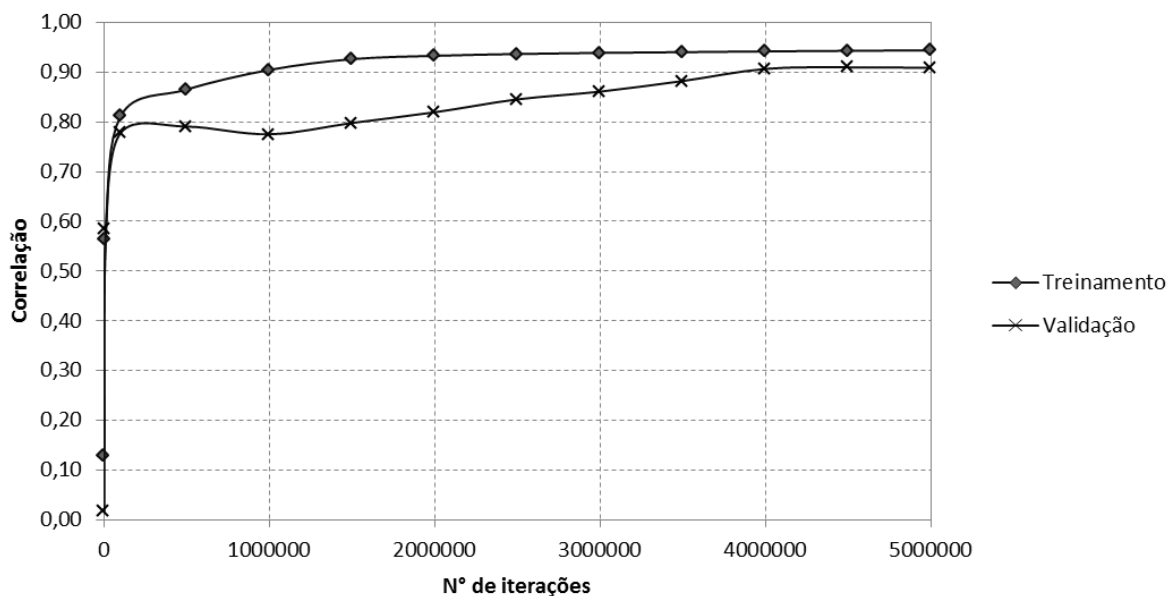
comportamento das curvas, o que indica que a variabilidade do conjunto de dados usados para o treinamento está presente também no conjunto de dados usados para a validação.

Figura 4.1 - Evolução das correlações com número de iteração na fase de treinamento e validação do modelo com arquitetura A10:12:8:6:4:1 (R9).



Fonte: Autor (2014)

Figura 4.2 - Evolução das correlações com número de iteração na fase de treinamento e validação do modelo com arquitetura A10:14:8:4:2:1 (R10).



Fonte: Autor (2014)

Duas outras informações do conjunto de validação dos modelos R9 e R10 foram avaliadas, a primeira foi a quantidade de exemplos calculados pela RNA que resultaram em

recalque negativo, e a segunda informação foi a quantidade de exemplos cuja diferença entre o valor calculado pela rede e o valor real medido em ensaio de prova de carga foram maiores que 14 mm. Essas informações são apresentadas na Tabela 4.3.

Tabela 4.3 - Informações quanto ao número de exemplos com recalque negativo e quanto ao número de exemplos com diferença entre valor medido e calculado maior que 14 mm.

Modelo	Arquitetura	Rv	N° iteração	N° exemplos c/ Recalque negativo	N° exemplos c/ Discrepância maior 14 mm
R9	A10:12:8:6:4:1	0,91	2.500.000	12	14
R10	A10:14:8:4:2:1	0,91	4.500.000	0	12

Fonte: Autor (2014)

Ressalta-se que o modelo não calcula recalques negativos, recalques menores que zero são resultantes da desnormalização dos valores calculados pela rede que são menores que 0,15, já que como o recalque nulo (zero) é o menor valor da variável no conjunto de dados usado no desenvolvimento do modelo, quando normalizado, o valor da variável passa a ser de 0,15. Quanto ao valor 14 mm, quando normalizado é 0,05 e o valor normalizado é que foi adotado, apenas por convenção, para considerar se o exemplo é ou não muito discrepante

Na intenção de fazer com que a rede entenda melhor o fenômeno do recalque em estacas, as arquiteturas R9 e R10 foram submetidas a um novo treinamento, sendo, para isso, incluídos no conjunto de treinamento os exemplos que apresentaram maiores discrepâncias na fase de validação, já que, possivelmente, estes exemplos contêm um comportamento particular, mais específico e mais complexo.

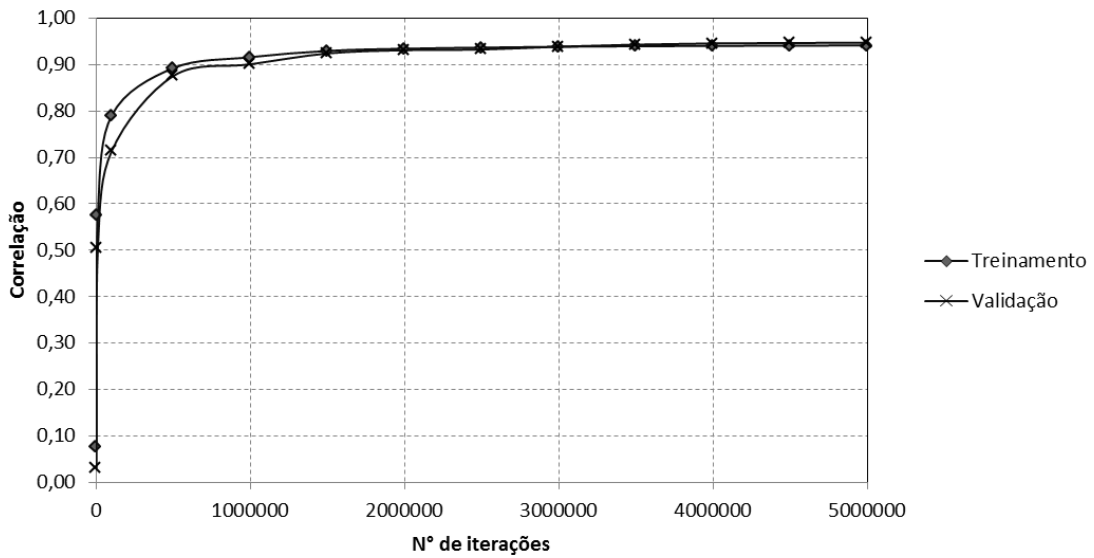
Com esta modificação, os modelos passaram a serem denominados de R9\_mod e R10\_mod. O conjunto de validação do modelo R9\_mod passou a ter 375 exemplos (19,26%) e o conjunto de validação do modelo R10\_mod passou a ter 377 exemplos (19,36%) de entrada – saída. Os valores mostram que com a modificação, a quantidade de exemplos no conjunto de validação, que antes era de 20%, praticamente não alterou.

A evolução das correlações com o número de iteração na fase de treinamento e validação dos modelos R9\_mod e R10\_mod são apresentadas na Figura 4.3 e na Figura 4.4, respectivamente. Analisando-as é possível perceber que as curvas ficaram mais próximas, aumentando a semelhança do comportamento.

Analisando as curvas  $R_T$  e  $R_V$  versus número de iterações, foi possível elaborar a Tabela 4.4, que contém o valor máximo de  $R_V$  e o número de iterações correspondente para os modelos R9\_mod e R10\_mod, além de apresentar a quantidade de exemplos calculados pela

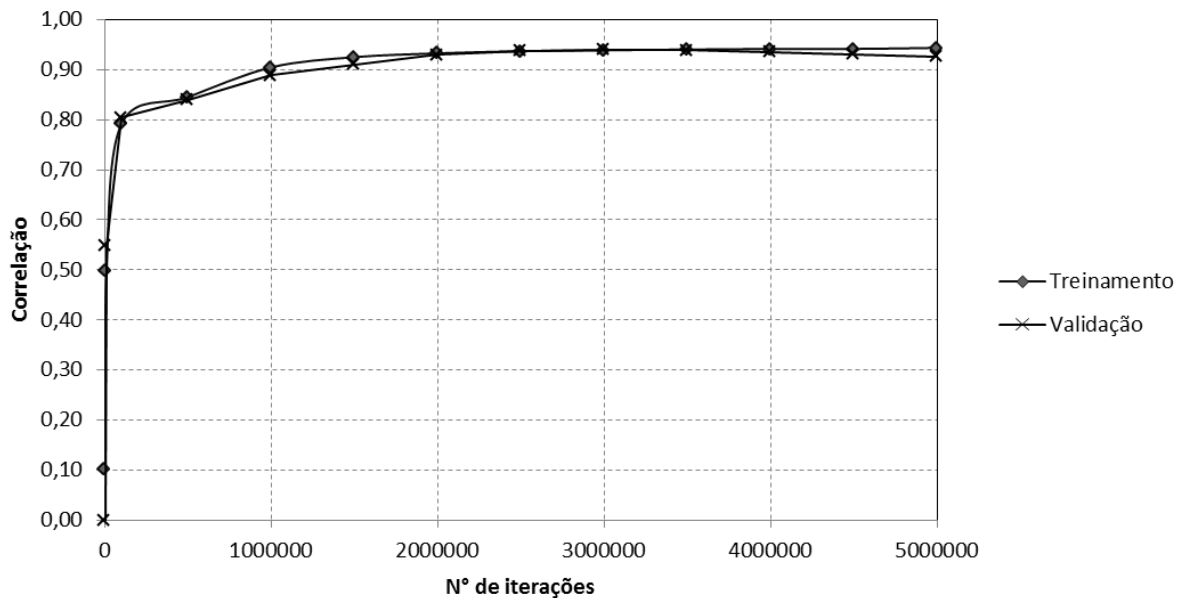
RNA que resultaram em recalque negativo e a quantidade de exemplos cuja diferença entre o valor calculado pela rede e o valor real medido em ensaio de prova de carga foram maiores que 14 mm.

Figura 4.3 - Evolução das correlações com número de iteração na fase de treinamento e validação do modelo com arquitetura A10:12:8:6:4:1 (R9\_mod).



Fonte: Autor (2014)

Figura 4.4 - Evolução das correlações com número de iteração na fase de treinamento e validação do modelo com arquitetura A10:14:8:4:2:1 (R10\_mod).



Fonte: Autor (2014)

Tabela 4.4 - Correlações obtidas para os modelos modificados na fase de validação

Modelo	Arquitetura	R <sub>v</sub>	N° iteração	N° exemplos c/ Recalque negativo	N° exemplos c/ Discrepância maior 14 mm
R9_mod	A10:12:8:6:4:1	0,95	5.000.000	41	2
R10_mod	A10:14:8:4:2:1	0,94	3.000.000	0	7

Fonte: Autor (2014)

Comparando os resultados exibidos na Tabela 4.4 com os da Tabela 4.2 e da Tabela 4.3, observa-se que houve um aumento significativo do valor da correlação  $R_V$  obtido e uma redução do número de exemplos com discrepância maior que 14 mm em ambos os modelos modificados. A grande diferença entre os modelos R9\_mod e R10\_mod permaneceu na quantidade de exemplos calculados pela RNA que resultaram em recalque negativo, ou seja, calcular saídas menores que 0,15 que desnormalizadas seriam recalques menores que zero.

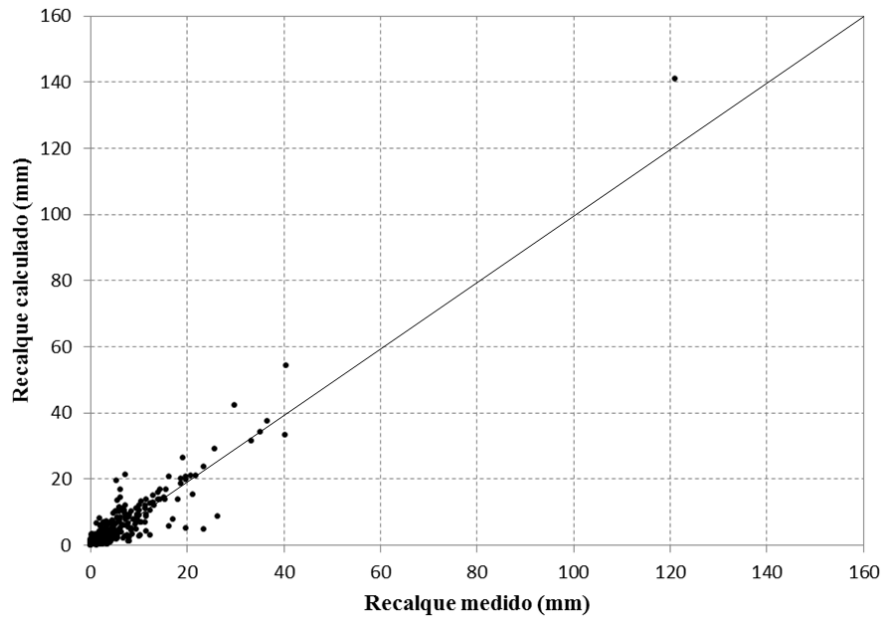
Por não prever recalques negativos mesmo nos menores deslocamentos, conclui-se que o modelo R10\_mod (A10:14:8:4:2:1) representa melhor o fenômeno físico do surgimento dos recalques para o conjunto de dados usado na modelagem e para as variáveis de entrada consideradas. O modelo R10\_mod, cuja arquitetura é formada por 10 neurônios na camada de entrada, 28 neurônios ocultos distribuídos em 4 camadas intermediárias e 1 neurônio na camada de saída (A10:14:8:4:2:1), apresentou uma correlação  $R_V$  igual a 0,94, sendo necessário 3 milhões de iterações.

A Figura 4.5 e a Figura 4.6 mostram as correlações entre os recalques calculados pelo modelo R10\_mod e os recalques medidos para a fase de validação e treinamento, respectivamente. Estas figuras ilustram a dispersão dos resultados obtidos pelo modelo, em ambas, percebe-se a concentração de pontos para recalques abaixo de 20 mm.

Vale ressaltar que, como apresentado no Capítulo 3, o conjunto de dados empregado no desenvolvimento do modelo continha 95% dos 1.947 exemplos com recalques menores que 24,5 mm. É de grande interesse neste trabalho, que a rede entenda o comportamento dos recalques em estacas e estimar com precisão os menores deslocamentos, já que o foco é nos recalques desenvolvidos sob condição de cargas de trabalho, recalques estes, que segundo Anjos (2006), são muito pequenos.

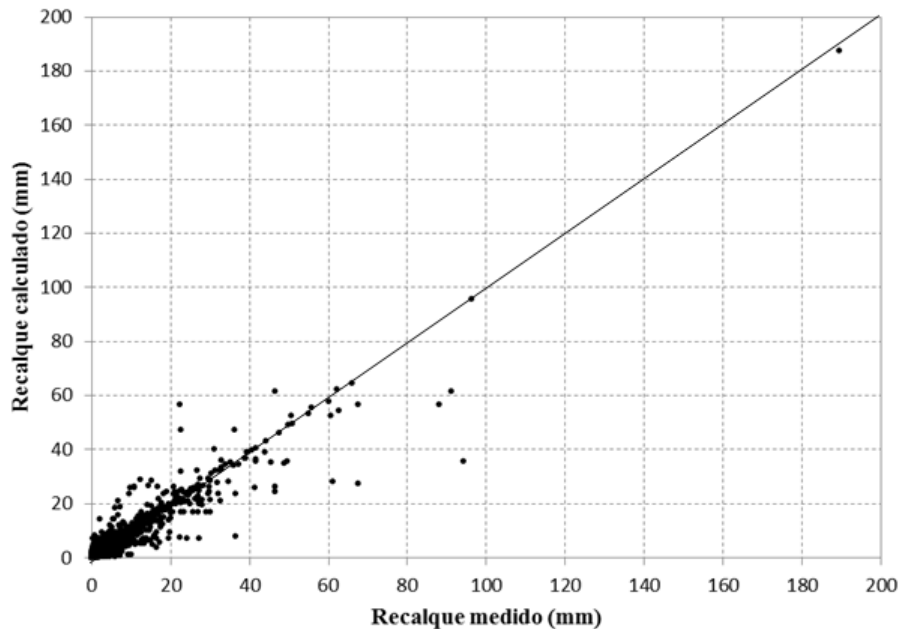
Outro ponto a ser analisado é que o modelo, além de conseguiu estimar com elevado grau de precisão as menores deformações, também apresentou resultados consistentes nas situações com elevados deslocamentos, mesmo sendo estes últimos com poucos exemplos no conjunto de dados empregados no desenvolvimento do modelo.

Figura 4.5 - Correlação entre os valores calculados pelo modelo A10:14:8:4:2:1 (R10\_mod) na fase de validação e os recalques medidos.



Fonte: Autor (2014)

Figura 4.6 - Correlação entre os valores calculados pelo modelo A10:14:8:4:2:1 (R10\_mod) na fase de treinamento e os recalques medidos.



Fonte: Autor (2014)

A Tabela 4.5 mostra os percentuais de contribuição das variáveis de entrada na resposta da rede neural, fornecidos pelo programa QNET2000, para o modelo R10\_mod (A10:14:8:4:2:1). As informações sobre a estratigrafia do solo (%Arg, %Sil e %Ar) teve a

maior contribuição no cálculo dos recalques em fundações profundas com 31,98%, *NF* e *NP* contribuíram juntos 23,69%, as informações sobre a estaca (tipo, comprimento e diâmetro) contribuíram com 22,44%, a carga aplicada 12,25% e a variável distância entre a ponta da estaca e a camada incompressível *d* contribuiu com 9,65%.

Tabela 4.5 - Contribuição das variáveis de entrada para o modelo de previsão de recalque em fundações profundas (R10\_mod) fornecidas pelo programa QNET2000.

<b>Entrada</b>	<b>T</b>	<b>L</b>	<b>D</b>	<b>NF</b>	<b>NP</b>	<b>d</b>	<b>%Arg</b>	<b>%Sil</b>	<b>%Ar</b>	<b>P</b>
<b>Contribuição (%)</b>	3,93	13,06	5,45	18,20	5,49	9,65	8,94	11,76	11,28	12,25

Fonte: Autor (2014)

Ainda analisando a tabela acima, o somatório do  $N_{SPT}$  ao longo do fuste da estaca *NF* é a variável que mais contribuiu para a resposta da rede, com 18,2% e o  $N_{SPT}$  na base da estaca *NP* é a terceira variável que menos contribuiu, com 5,49%. Utilizando a seção 2.2 para explicar este resultado, é possível indicar que o modelo proposto conseguiu compreender que a mobilização do fuste ocorre a partir de pequenos deslocamentos, já que a mobilização do atrito lateral requer uma movimentação vertical menor do que o necessário para mobilizar a resistência de ponta. Outro ponto a considerar, é que a contribuição das variáveis no fenômeno do recalque ficou bem equilibrada, com a maioria ficando em torno dos 11%.

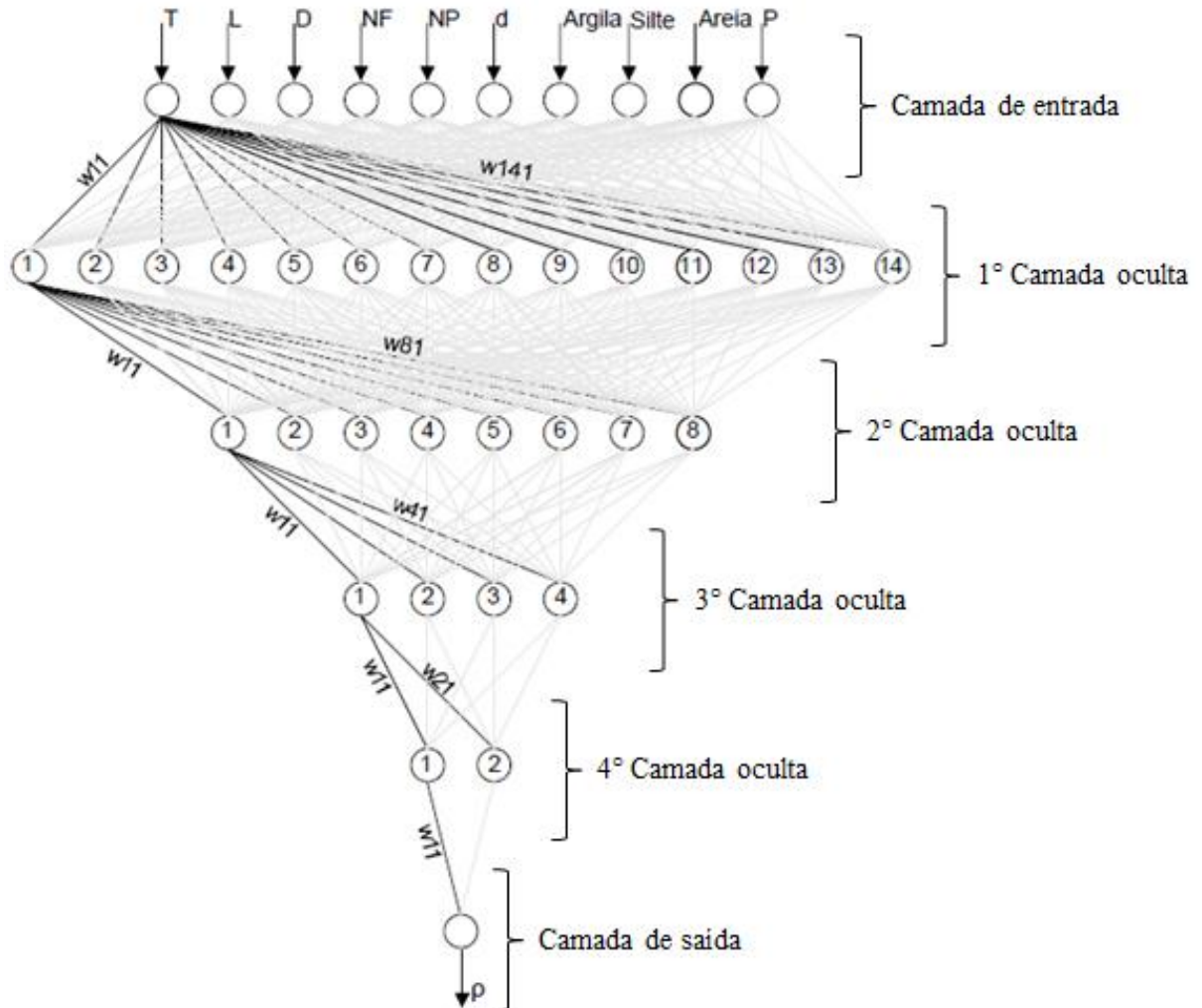
A arquitetura do modelo proposto (A10:14:8:4:2:1) para estimar recalque em fundações profundas a partir de dados obtidos em relatórios de sondagem à percussão e provas de cargas executadas em estacas do tipo hélice contínua, cravadas metálicas e escavadas, é apresentada na Figura 4.7.

As Tabelas 4.6 a 4.10 apresentam os valores dos pesos sinápticos  $w_{kj}$  e dos bias  $b_k$  obtidos após o treinamento do modelo proposto para previsão de recalque em fundações profundas. Esses resultados permitem a implantação deste modelo em planilhas de cálculos, para isso é necessário:

- Determinar as variáveis de entrada, que são: *T*, *L*, *D*, *NF*, *NP*, *d*, *%Arg*, *%Sil*, *%Ar* e *P*;
- Normalizar essas variáveis usando a Equação 3.7 e os valores máximos e mínimos constantes na Tabela 3.4
- Aplicar as Equações 2.15, 2.16 e 2.17 apresentadas no Capítulo 2 usando os pesos sinápticos e limiares apresentados nas Tabelas 4.6 a 4.10 e com isso determinar a resposta da rede neural;

- d) Desnormalizar o valor obtido usando a Equação 3.7 e os valores máximos e mínimos constantes na Tabela 3.4

Figura 4.7 - Arquitetura do modelo proposto para estimar recalques em fundações profundas.



Fonte: Autor (2014)

Tabela 4.6 - Valores dos pesos sinápticos ( $w_{kj}$ ) e dos limiares ( $b_k$ ) entre a camada de entrada e a primeira camada intermediária do modelo de previsão de recalque em fundações profundas obtidos após o treinamento.

		1ª Camada intermediária													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Camada de entrada	T	4,641	-1,860	0,486	-0,868	-2,720	3,348	-2,184	4,579	2,120	1,024	0,796	-1,179	1,288	-1,635
	L	5,628	-1,305	-1,619	-4,186	3,992	-0,440	-10,234	3,173	1,193	7,162	6,390	1,995	-1,037	-1,803
	D	0,339	-2,168	-0,703	-2,959	1,958	-2,950	0,108	-2,699	1,994	-0,016	2,687	3,760	-1,354	0,591
	NF	2,896	1,764	-1,237	0,469	-4,031	-1,167	-2,036	2,483	1,523	14,340	-0,352	-0,901	-0,195	2,882
	NP	0,363	0,343	0,005	0,708	3,284	5,388	-3,207	-2,411	2,812	-3,566	0,294	2,266	0,572	-4,549
	d	-3,023	3,710	-1,683	0,571	1,319	3,481	-4,091	2,091	-1,667	2,332	0,676	3,662	-2,230	1,075
	%Arg	-0,665	-1,826	1,320	3,567	-1,721	-4,595	1,081	-2,983	0,030	-7,131	-1,593	0,135	1,029	2,732
	%Sil	2,393	0,866	0,012	-4,009	1,416	-1,012	1,455	1,466	-1,447	-2,839	-1,035	-2,491	-2,588	-0,962
	%Ar	3,376	-2,932	1,316	-1,008	4,581	1,070	0,961	4,936	0,360	2,377	0,210	-3,406	3,443	0,381
	P	-2,675	6,348	0,999	2,837	1,815	-0,560	5,268	-7,704	-0,188	-2,847	14,972	1,175	-1,157	-1,169
	$b_k$	-0,690	1,074	0,841	1,158	-0,560	-2,582	2,373	1,448	-0,935	2,228	-3,710	-2,235	1,031	0,517

Fonte: Autor (2014)

Tabela 4.7 - Valores dos pesos sinápticos ( $w_{kj}$ ) e dos limiares ( $b_k$ ) entre a primeira e a segunda camada intermediária do modelo de previsão de recalque em fundações profundas obtidos após o treinamento

		2ª Camada intermediária							
		1	2	3	4	5	6	7	8
1ª Camada intermediária	1	-2,944	-4,885	1,943	4,021	1,046	-2,086	1,482	3,292
	2	-4,082	5,097	-0,308	-2,358	-0,824	-2,047	-1,621	-2,108
	3	0,019	1,876	-0,115	1,600	0,109	-1,113	0,311	1,199
	4	1,394	2,310	0,231	-1,716	-0,564	-2,475	0,509	-2,700
	5	2,319	-0,389	-2,825	1,892	0,452	3,068	0,656	2,086
	6	1,674	-1,372	3,812	2,108	1,130	-3,179	-0,582	1,140
	7	6,294	2,180	-5,399	0,290	-0,767	5,664	-1,381	-1,386
	8	4,994	0,411	-3,812	0,078	-0,585	6,974	-2,808	-2,852
	9	0,619	-1,500	1,044	-1,312	0,353	3,597	-0,816	-1,831
	10	-9,145	-2,764	3,450	-1,677	0,302	-12,315	-1,048	-3,091
	11	5,628	10,981	-3,976	-0,425	0,681	6,635	1,705	4,889
	12	-4,441	-6,004	3,933	-3,216	-0,010	-0,049	1,359	0,470
	13	1,896	1,810	0,639	1,262	-0,092	0,787	1,035	-2,123
	14	-2,293	-2,755	0,620	2,374	-0,124	-5,043	0,613	0,373
	$b_k$	-1,943	-1,931	0,335	-0,215	0,060	-0,449	-0,148	0,078

Fonte: Autor (2014)



Tabela 4.8 - Valores dos pesos sinápticos ( $w_{kj}$ ) e dos limiares ( $b_k$ ) entre a segunda e a terceira camada intermediária do modelo de previsão de recalque em fundações profundas obtidos após o treinamento

		3ª Camada intermediária			
		1	2	3	4
2ª Camada intermediária	1	0,820	11,597	1,974	5,455
	2	12,113	2,012	-3,317	1,886
	3	-2,224	-7,522	-0,856	-8,531
	4	-7,851	-1,166	0,556	0,259
	5	-2,272	-1,964	0,178	-1,980
	6	9,665	6,099	1,298	7,603
	7	-3,818	-3,384	-0,212	-0,054
	8	-7,769	-2,707	0,072	0,639
	$b_k$	-0,680	-3,740	2,172	-2,944

Fonte: Autor (2014)

Tabela 4.9 - Valores dos pesos sinápticos ( $w_{kj}$ ) e dos limiares ( $b_k$ ) entre a terceira e a quarta camada intermediária do modelo de previsão de recalque em fundações profundas obtidos após o treinamento

		4ª Camada intermediária	
		1	2
3ª Camada intermediária	1	0,257	-12,396
	2	-12,526	4,364
	3	0,567	4,324
	4	-6,900	7,329
	$b_k$	10,474	2,723

Fonte: Autor (2014)

Tabela 4.10 - Valores dos pesos sinápticos ( $w_{kj}$ ) e dos limiares ( $b_k$ ) entre a quarta camada intermediária e a camada de saída do modelo de previsão de recalque em fundações profundas obtidos após o treinamento

		Camada de saída
		$\rho$
4ª Camada intermediária	1	-3,657
	2	-6,352
	$b_k$	8,276

Fonte: Autor (2014)

De posse dos valores dos recalques calculados pelo modelo proposto e dos recalques medidos, foi realizada a análise dos resíduos que está detalhada no Capítulo 3. A Tabela 4.11 mostra o cálculo de  $(\chi_{\phi}^2)_{\text{cal}}$  para a distribuição dos resíduos calculados pelo modelo de previsão de recalques em fundações profundas, considerando os resultados

fornecidos pelo programa QNET2000 na fase de validação. Para a normalização dos limites dos intervalos de classes foram usados os valores da média  $\bar{d}$  igual a - 0,1578 mm e do desvio-padrão  $s$  igual a 3,31 mm referentes aos resíduos.

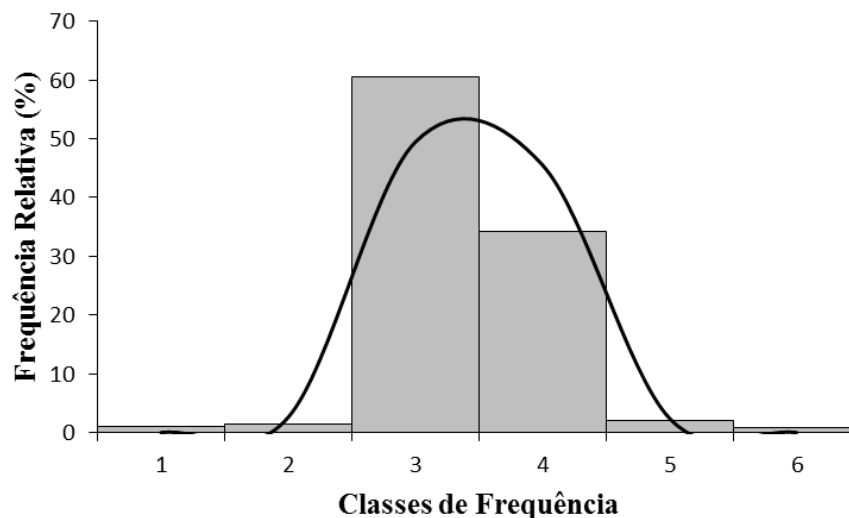
Considerando o número de graus de liberdade  $\varphi$  igual a 3 (três), para o número de classes de frequência igual a 6, o valor para  $(\chi^2_{\varphi})_{tab}$  é igual a 7,815, superior ao valor de 1,78 obtido para  $(\chi^2_{\varphi})_{cal}$ . Estes resultados sugerem que os resíduos do modelo proposto de previsão de recalques em fundações profundas distribuem-se segundo o modelo de probabilidade gaussiano (Figura 4.8).

Tabela 4.11- Cálculo de  $(\chi^2_{\varphi})_{cal}$  para os resíduos do modelo de previsão de recalques em fundações profundas.

Classes		F <sub>oi</sub>		Cálculo Z		F <sub>ei</sub>		$\frac{(F_{oi} - F_{ei})^2}{F_{ei}}$
		n	%	Classes		%	n	
-20,00	-13,33	4	1,06	-5,99	-3,98	0,01	0,04	1,10
-13,33	-6,66	5	1,33	-3,98	-1,96	2,56	9,65	0,01
-6,66	0,01	228	60,48	-1,96	0,05	49,41	186,28	0,02
0,01	6,68	129	34,22	0,05	2,07	45,57	171,80	0,03
6,68	13,35	8	2,12	2,07	4,08	2,43	9,16	0,00
13,35	20,00	3	0,80	4,08	6,09	0,01	0,04	0,62
<b>Total</b>		377						1,78

Fonte: Autor (2014)

Figura 4.8 - Distribuição de frequência dos resíduos do modelo de previsões de previsão de recalque em fundações profundas.



Fonte: Autor (2014)

A Figura 4.8 mostra a distribuição dos resíduos para o modelo de previsão de recalques em fundações profunda e a curva referente à Distribuição de Probabilidade Normal.

Conforme visto no Capítulo 3, após a confirmação da hipótese que a distribuição dos resíduos para o modelo de previsão de recalques em fundações profunda se comporta segundo a Distribuição de Probabilidade Normal, aplicou-se a Equação 4.2 para determinar o intervalo para as médias de confiança, para um nível confiança de 95%, obtendo-se o seguinte resultado:

$$\rho_c - 0,4919 \leq \rho_m \leq \rho_c + 0,1763 \quad (4.2)$$

A Equação 4.2 indica que 95% das previsões realizadas pelo modelo proposto para calcular recalques em fundações profundas apresentará um erro máximo entre -0,4919 mm e 0,1763 mm em relação ao recalque medido durante a realização de uma prova de carga estática.

## 4.2 Aplicação do modelo neuronal

Para exemplificar a aplicação do modelo proposto, foi considerada uma estaca hélice contínua, não utilizada no conjunto de treinamento (estaca teste), disponível em Barros (2012). A estaca apresenta diâmetro igual a 450 mm, comprimento igual a 14 m, executada num solo caracterizado a partir da realização do ensaio SPT conforme mostrado na Figura 4.9. Esta estaca foi submetida a uma prova de carga estática até a carga máxima de 1800 kN, tendo sido medidos todos os recalques.

Levando-se em conta a situação que se apresenta, e as definições apresentadas anteriormente, tem-se como variáveis de entrada para o problema:  $T = 1$ ,  $L = 14$  m;  $D = 0,45$  m;  $NF = 126$ ,  $NP = 29$ ;  $d = 0,9$  m, Argila = 0,2857, Silte = 0,5, Areia = 0,2143 e utilizando para demonstração a carga  $P = 400$  kN.

Normalizando as variáveis de entrada utilizando-se a Equação 3.7 e as informações constantes na Tabela 3.4, tem-se:  $T = 0,15$ ,  $L = 0,285$ ;  $D = 0,310$ ;  $NF = 0,235$ ,  $NP = 0,647$ ;  $d = 0,308$ , Argila = 0,350, Silte = 0,5, Areia = 0,300 e  $P = 0,167$ .

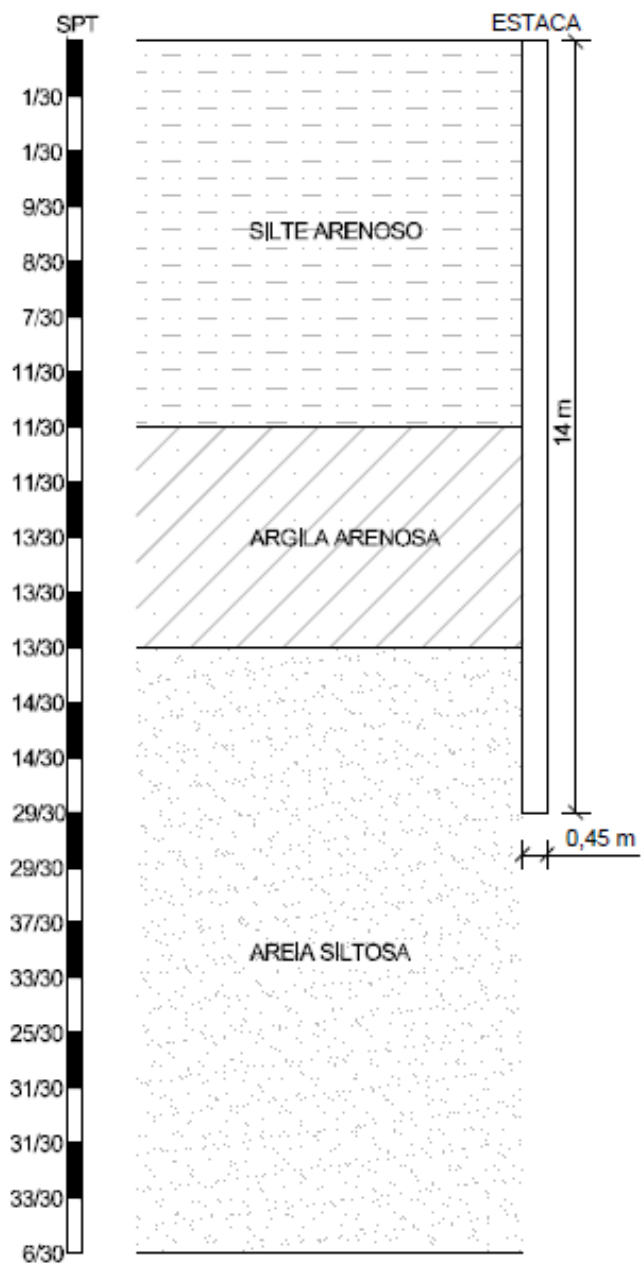
A saída do primeiro neurônio da primeira camada intermediária é calculada segundo as Equações 2.15, 2.16 e 2.17. Utilizando como pesos sinápticos e bias os valores mostrados na primeira coluna da Tabela 4.6, tem-se:

$$v_1 = \left( \sum_{j=1}^{10} w_{1,j} \cdot x_j \right) + b_1 = 3,2323 \quad (4.3)$$

Assim,

$$y_1 = \frac{1}{(1 + e^{-3,2323})} = 0,962 \quad (4.4)$$

Figura 4.9 - Estratigrafia do solo caracterizado a partir da realização do ensaio SPT



Fonte: Modificado de Barros (2012)

As saídas dos outros neurônios da primeira camada intermediária (2 a 14) são calculadas da mesma maneira, sendo que os pesos sinápticos e bias usados são os mostrados nas colunas 2 a 14 da Tabela 4.6, respectivamente. A Tabela 4.12 mostra as saídas dos neurônios da primeira camada intermediária.

Tabela 4.12 - Saídas dos neurônios da primeira camada intermediária.

Saídas													
$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$	$y_7$	$y_8$	$y_9$	$y_{10}$	$y_{11}$	$y_{12}$	$y_{13}$	$y_{14}$
0,962	0,818	0,613	0,284	0,984	0,327	0,085	0,852	0,798	0,926	0,704	0,420	0,513	0,168

Fonte: Autor (2014)

A saída do primeiro neurônio da segunda camada intermediária é calculada segundo as Equações 2.15, 2.16 e 2.17. Utilizando as saídas dos neurônios da primeira camada intermediária (Tabela 4.12) e os pesos sinápticos e bias mostrados na primeira coluna da Tabela 4.7, tem-se:

$$\bar{v}_1 = \left( \sum_{j=1}^{14} w_{1,j} \cdot y_j \right) + b_1 = -5,378 \quad (4.5)$$

Assim,

$$\bar{y}_1 = \frac{1}{(1 + e^{-(-5,378)})} = 0,005 \quad (4.6)$$

As saídas dos outros neurônios da segunda camada intermediária (2 a 8) são calculadas da mesma maneira sendo que os pesos sinápticos e bias usados são os mostrados nas colunas 2 a 8 da Tabela 4.7, respectivamente. A Tabela 4.13 mostra as saídas dos neurônios da segunda camada intermediária.

Tabela 4.13 - Saídas dos neurônios da segunda camada intermediária.

Saídas							
$\bar{y}_1$	$\bar{y}_2$	$\bar{y}_3$	$\bar{y}_4$	$\bar{y}_5$	$\bar{y}_6$	$\bar{y}_7$	$\bar{y}_8$
0,005	0,724	0,505	0,840	0,820	0,192	0,272	0,414

Fonte: Autor (2014)

Seguindo o mesmo procedimento para o cálculo das saídas dos neurônios da terceira e quarta camada intermediária, suas respostas são apresentadas na Tabela 4.14 e na Tabela 4.15, respectivamente.

Tabela 4.14 - Saídas dos neurônios da terceira camada intermediária

Saídas			
$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$
0,020	0,000	0,546	0,004

Fonte: Autor (2014)

Tabela 4.15 - Saídas dos neurônios da quarta camada intermediária

Saídas	
$y_1$	$y_2$
1,000	0,992

Fonte: Autor (2014)

A saída do único neurônio da camada de saída é calculada segundo as Equações 2.15, 2.16 e 2.17. Utilizando as saídas dos neurônios da quarta camada intermediária (Tabela 4.15) e os pesos sinápticos e bias mostrados na única coluna da Tabela 4.10, tem-se:

$$v_s = \left( \sum_{j=1}^2 w_{1,j} \cdot y_j \right) + b_1 = -1,684 \quad (4.7)$$

Assim,

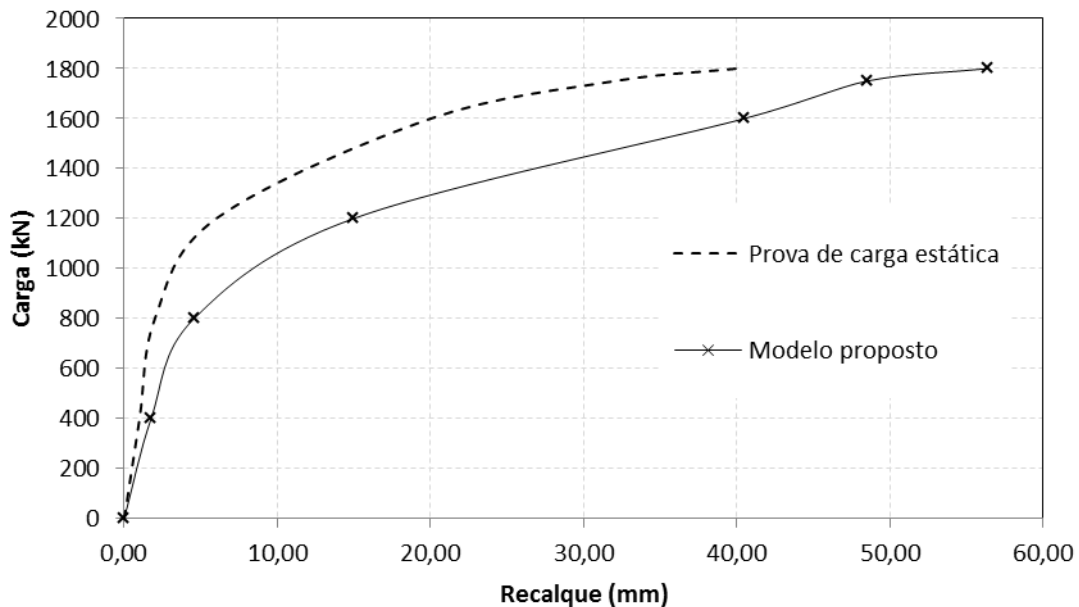
$$y_s = \frac{1}{(1 + e^{-(-1,684)})} = 0,1565 \quad (4.8)$$

O valor calculado pela rede (Equação 4.8) deve ser transformado para a escala real empregando a Equação 3.7. Assim, o recalque calculado é igual a 1,757 mm para a estaca do tipo hélice contínua utilizada para demonstração, quando se prevê carga igual a 400 kN.

O modelo neuronal desenvolvido (A10:14:8:4:2:1) pode ser tanto utilizado para o cálculo de recalques isoladamente, como para a construção da curva carga x recalque, sendo necessária apenas a consideração de valores de crescentes para a carga vertical .

A Figura 4.10 mostra a comparação entre a curva carga x recalque obtida na prova de carga estática realizada na estaca considerada, e a curva obtida a partir do modelo proposto para previsão dos recalques com o auxílio de uma planilha de cálculo. Analisando esta figura, observa-se que, quando se prolonga as duas curvas, a curva gerada pelo modelo proposto acertou a carga última. O modelo proposto apresentou boa aproximação na fase elástica, o que é de grande valia para o presente trabalho, cujo interesse foca nos pequenos deslocamentos gerados sob condição de carga de trabalho. Além de apresentar uma aproximação razoável na fase elastoplástica.

Figura 4.10 - Curvas carga aplicada x recalque medido e estimado pelo modelo proposto para a estaca teste



Fonte: Autor (2014)

### 4.3 Simulação numérica da prova de carga.

Para a simulação numérica aplicando o modelo elasto-plástico, foi considerada a mesma estaca hélice contínua utilizada na seção 4.2 (estaca teste), ressaltando que esta estaca não foi utilizada no conjunto de treinamento e está disponível em Barros (2012). Para utilizar a ferramenta MEF, os valores das propriedades do solo de fundação (coesão, ângulo de atrito interno, módulo de elasticidade, coeficiente de Poisson, coeficiente de tensão lateral e peso específico do solo) foram obtidos por meio de correlações com os resultados do ensaio SPT, segundo recomendações de Godoy (1972) e Godoy (1983) *apud* Moura (2012) e Teixeira e Godoy (1998). A Tabela 4.16 mostra os valores dos parâmetros do solo utilizados.

A adoção do  $N_{SPT}$  para obter os parâmetros do solo necessários para o emprego da ferramenta numérica recai na situação em que um método sofisticado é utilizado usando dados de má qualidade. Neste caso, não é o emprego da ferramenta numérica que estará sendo avaliada, mas a qualidade dos dados.

Tabela 4.16 – Parâmetros do solo de fundação da estaca testes obtidos por meio de correlações com o resultado do ensaio SPT.

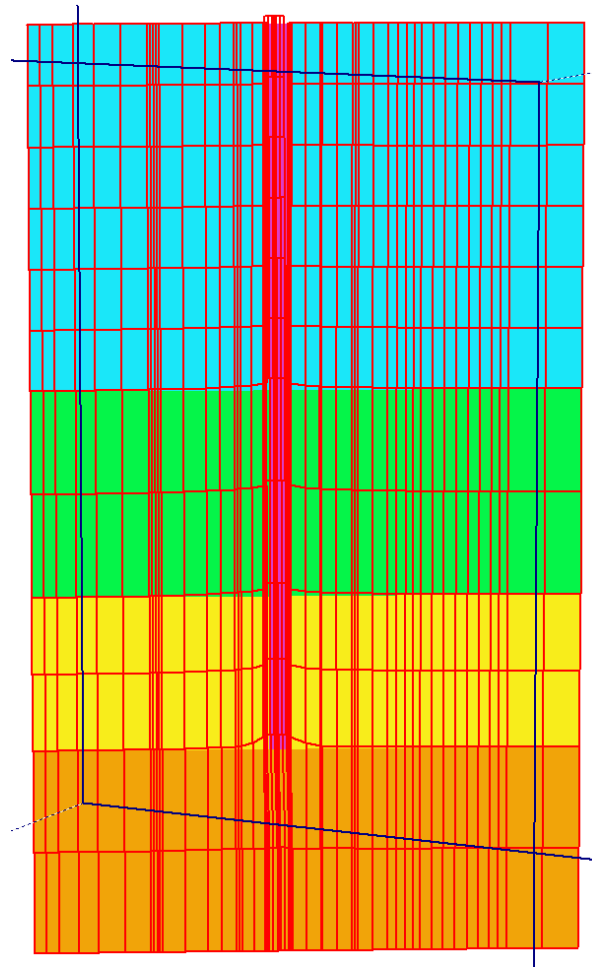
PROPRIEDADES DOS MATERIAIS									
Descrição	Prof (m)	Nspt	Nspt adotado	Peso Específico ( $\gamma$ ) kN/m <sup>3</sup>	Coesão (c') kPa	Ângulo de Atrito ( $\phi'$ )	$K_0$	E (Mpa)	Poisson
Silte Arenoso	1	1	7	17	0	28	0,55	15	0,3
	2	1							
	3	9							
	4	8							
	5	7							
	6	11							
	7	11							
Argila Arenosa	8	11	13	18	50	30	0,50	26	0,3
	9	13							
	10	13							
	11	13							
Areia siltosa	12	14	19	19	0	35	0,43	40	0,4
	13	14							
	14	29							
	15	29	31	20	0	40	0,36	65	0,4
	16	37							
	17	33							
	18	25							

Fonte: Autor (2014)

A Figura 4.11 ilustra o modelo elasto-plástico desenvolvido via simulação numérica. A Figura 4.12 mostra a comparação entre a curva carga x recalque obtida na prova de carga estática realizada na estaca considerada, e a curva carga x recalque obtida a partir de uma análise elasto-plástica. Comparativamente ao valor obtido na prova de carga estática, vê-se que há uma menor rigidez (maiores recalques) para a curva gerada pelo modelo elasto-plástico nas cargas iniciais avaliadas, e que esta rigidez aumenta com o acréscimo de carga. Para as primeiras cargas aplicadas, a diferença entre o recalque estimado e o medido se apresentou instável, aumentando e posteriormente diminuindo com o acréscimo de carga até que as curvas se interceptaram, a partir desta interceptação a diferença entre os recalques estimados e os medidos aumentou cada vez mais com o acréscimo de carga.

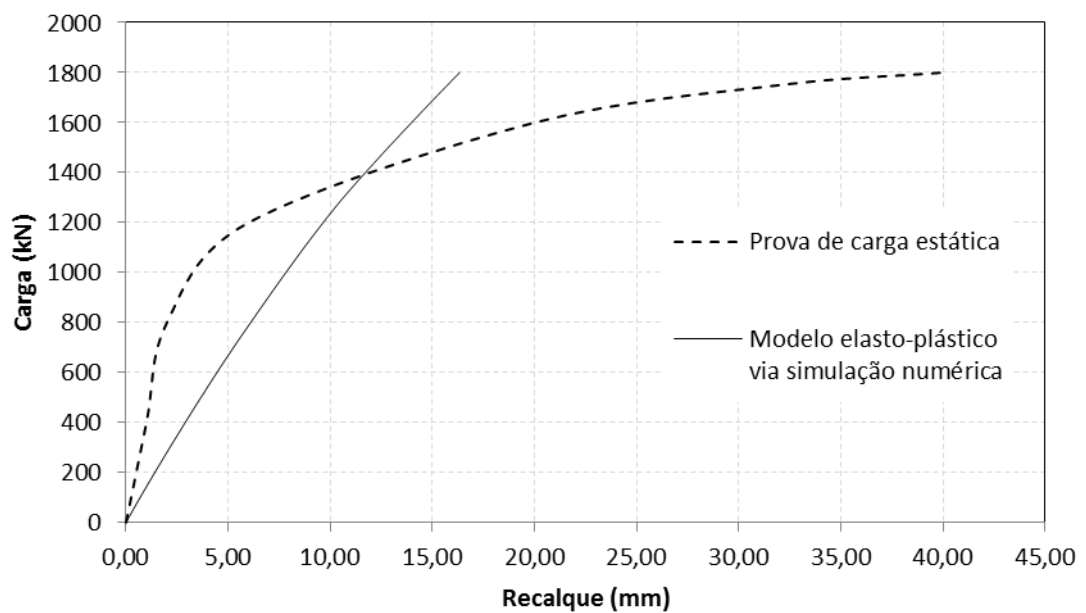


Figura 4.11 – Modelo elasto-plástico via simulação numérica



Fonte: Autor (2014)

Figura 4.12 - Curvas carga aplicada x recalque medido e estimado pelo modelo elasto-plástico para a estaca teste



Fonte: Autor (2014)

#### 4.4 Comparação entre as metodologias

Com a finalidade de comparar o comportamento da curva carga x recalque gerada pelo modelo proposto (R10\_mod) com outras metodologias de previsão de recalque, foram selecionadas duas estacas do conjunto de dados e a estaca hélice contínua trabalhada nas duas seções anteriores (estaca teste), ressaltando que esta estaca não foi utilizada no conjunto de treinamento e está disponível em Barros (2012). O modelo proposto foi comparado com o modelo de Amancio (2013) e com o modelo elasto-plástico. Além disso, o Apêndice C apresenta as curvas carga x recalque para cada uma das estacas pertencentes ao conjunto de dados, estimadas pelo modelo proposto e pelo modelo de Amancio (2013).

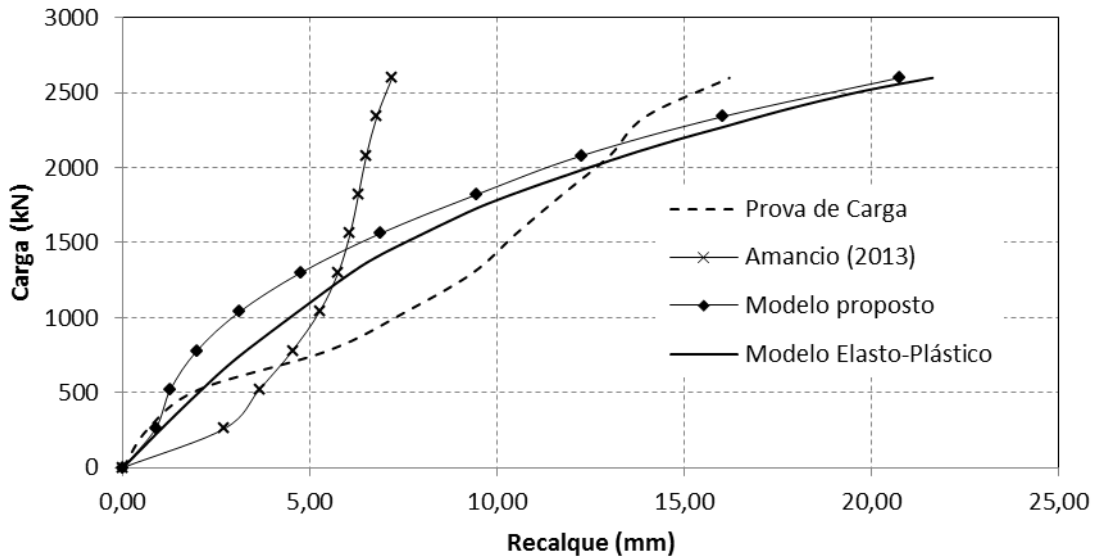
A primeira estaca analisada é a estaca 101 pertencente ao conjunto de dados utilizado no desenvolvimento do trabalho. Esta é uma estaca hélice contínua com 15 metros de comprimento e com diâmetro de 500 mm executada em solo arenoso. A Figura 4.13 mostra a curva carga x recalque para as cargas aplicadas x os recalques medidos na prova de carga estática e os recalques estimados pelo modelo proposto, pelo modelo de Amancio (2013) e pelo modelo elasto-plástico.

A Figura 4.13 mostra que o modelo de Amancio (2013) foi o que resultou na curva com o comportamento mais distante do comportamento da curva pela prova de carga estática, se comportando de uma maneira mais rígida, ou seja, para uma mesma carga o recalque foi menor. O comportamento das curvas geradas pelo modelo proposto e pelo modelo elasto-plástico foi muito parecido, cruzando com a curva gerada pela prova de carga estática em dois pontos.

Uma observação a ser feita, é quanto ao comportamento instável da curva resultante da prova de carga estática. Vale ressaltar que os dados disponibilizados para o desenvolvimento do modelo não sofreram qualquer tipo de filtragem, e que mesmo para uma situação cujo comportamento fugiu ao padrão, o modelo proposto apresentou uma resposta adequada para a curva carga x recalque.

A segunda estaca analisada é a estaca 166 pertencente ao conjunto de dados utilizado no desenvolvimento do trabalho. Esta é uma estaca escavada com 10 metros de comprimento e com diâmetro de 320 mm executada em solo arenoso. A Figura 4.14 mostra a curva para as cargas aplicadas x recalques medidos na prova de carga estática e os recalques estimados pelo modelo proposto, pelo modelo de Amancio (2013) e pelo modelo elasto-plástico.

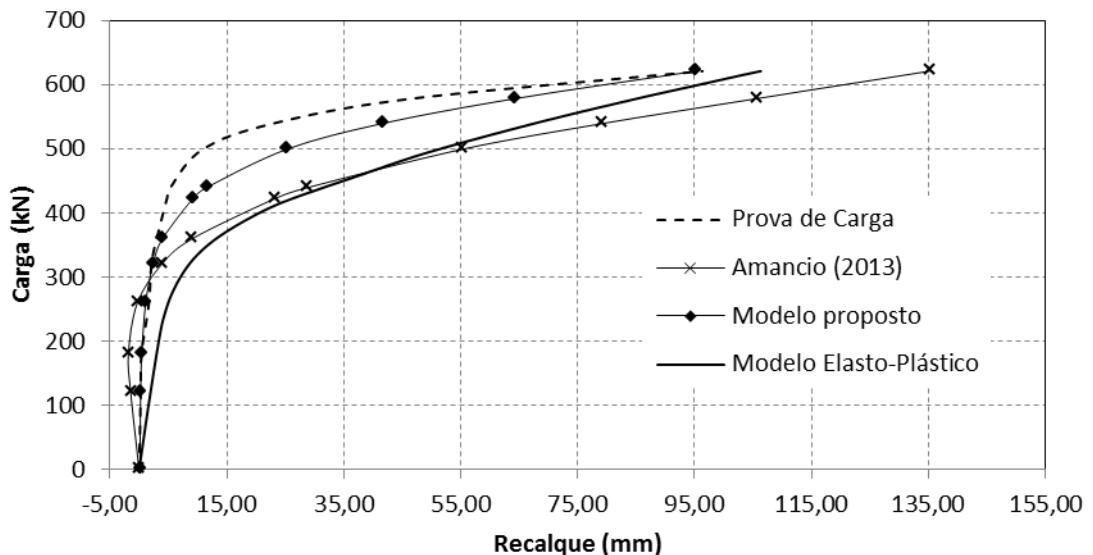
Figura 4.13 – Comparação entre modelos de previsão de recalque para estaca hélice contínua E101



Fonte: Autor (2014)

A Figura 4.14 mostra que todos os modelos geraram curvas com comportamento muito semelhante ao da curva resultante da prova de carga, mas o modelo proposto (R10\_mod) foi o que estimou os menores deslocamentos e o recalque para a última carga aplicada com maior precisão.

Figura 4.14 - Comparação entre modelos de previsão de recalque para a estaca escavada E166.

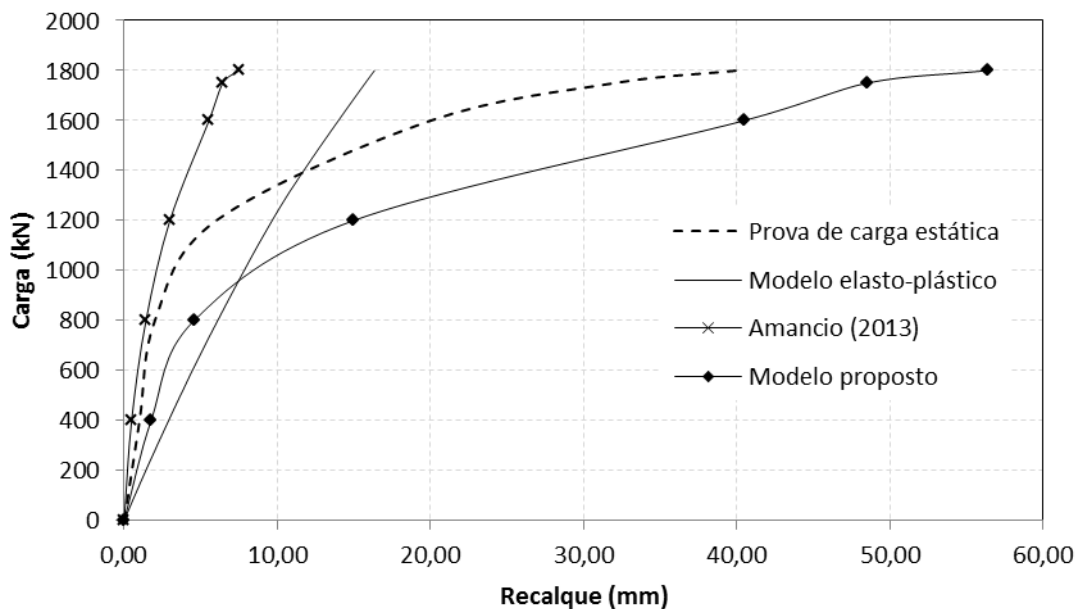


Fonte: Autor (2014)

A terceira estaca analisada é a estaca hélice contínua, trabalhada nas seções anteriores, que não pertence ao conjunto de dados utilizado no desenvolvimento do trabalho

(estaca teste). A Figura 4.15 mostra a curva carga x recalque para as cargas aplicadas x recalques medidos pela prova de carga estática e os recalques calculados pelo modelo proposto, pelo modelo de Amancio (2013) e pelo modelo elasto-plástico.

Figura 4.15 - Comparação entre modelos de previsão de recalque para a estaca teste



Fonte: Autor (2014)

A Figura 4.15 mostra que todos os modelos geraram curvas com comportamentos bem distintos, enquanto que o modelo proposto se portou de maneira menos rígida, o modelo de Amancio (2013) se comportou de maneira mais rígida, mas o modelo proposto foi o que chegou fisicamente mais perto do comportamento real conseguindo prever a mudança do comportamento elástico para o elasto-plástico.

#### 4.5 Considerações parciais

Neste capítulo foram mostrados os resultados obtidos no desenvolvimento do modelo em RNA com vista a estimar os recalques em estacas dos tipos hélice contínua, cravada metálica e escavada a partir do conhecimento das variáveis que influenciam no fenômeno.

Dos modelos analisados, dois apresentaram elevados valores para as correlações, tanto na etapa de treinamento, como na validação, mas o melhor modelo foi o R10\_mod com a arquitetura A10:14:8:4:2:1 e correlação na validação  $R_v$  de 0,94, por não prever recalques negativos mesmo nos menores deslocamentos.

Dentre as principais vantagens do desenvolvimento de modelos de previsão utilizando as redes neurais do tipo perceptron, podem ser citadas: a utilização de dados de entrada simples, de fácil obtenção, como é o caso dos ensaios SPT; a elaboração da curva carga x recalque; a facilidade de implementação, e após o treinamento e validação, o conhecimento dos pesos sinápticos e bias dos neurônios das diferentes camadas permite a implementação do modelo a partir da utilização de simples planilhas de cálculo, dispensando a utilização do programa QNET2000 com o qual o modelo foi elaborado.

Dentre as desvantagens estaria o emprego de apenas algumas das muitas variáveis que influenciam no fenômeno do recalque em estacas; o modelo proposto foi desenvolvido utilizando um elevado número de informações provenientes da região sul e sudeste do Brasil, o que faz este modelo mais representativo para essas regiões.

O modelo desenvolvido apresenta grande aplicabilidade no campo da engenharia de fundações, tanto por ser uma ferramenta prática e rápida para a estimativa do recalque, quanto por permitir a previsão satisfatória de recalques para cargas de trabalho em estacas, com a definição da curva carga x recalque.

De uma forma geral, pode-se considerar que o modelo de previsão de recalques em estacas do tipo hélice contínua, metálica, e escavada desenvolvido com os perceptrons multicamadas apresentou bom desempenho, podendo ser utilizado no projeto e análise destes tipos de fundações profundas.

## 5 CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA PESQUISAS FUTURAS

Este capítulo tem por objetivo apresentar as conclusões finais, deduzidas a partir dos estudos realizados e apresentados nos capítulos anteriores, a respeito da previsão dos recalques em estacas. Por fim, são apresentadas as sugestões para pesquisas futuras, cujos resultados poderão melhorar o desempenho dos modelos de previsão de recalques em fundação profunda.

### 5.1 Conclusões

Neste trabalho, foi dada ênfase à elaboração de um modelo de estimativa dos deslocamentos verticais (recalque) induzidos por um carregamento axial em fundações profundas isoladas com a utilização de redes neurais artificiais do tipo perceptron. Para o desenvolvimento deste modelo, utilizaram-se informações disponíveis em relatórios de sondagem à percussão do tipo SPT e provas de cargas estáticas realizadas em 199 estacas dos tipos hélice contínua, cravada metálica e escavada.

A revisão bibliográfica mostrou que a ferramenta denominada de Rede Neural Artificial tem sido utilizada na resolução de vários problemas geotécnicos, como em obras subterrâneas, fundações, pavimentação, estruturas de contenção e prospecção geotécnica. Constatou-se nesses estudos que as redes neurais apresentam vantagens em relação aos métodos tradicionais uma vez que, após o desenvolvimento do modelo, o mesmo pode ser utilizado como uma ferramenta precisa e rápida.

As variáveis adotadas que influenciam os recalques em estacas escolhidas para compor a camada de entrada da rede foram: tipo de estaca, comprimento e diâmetro da estaca; somatório do  $N_{SPT}$  ao longo do fuste da estaca;  $N_{SPT}$  na base da estaca; distância entre a ponta da estaca e a camada incompressível; porcentagem de argila, silte e areia ao longo do comprimento da estaca; sendo o recalque a variável da camada de saída. As variáveis de entrada escolhidas para o modelo são facilmente obtidas na prática corrente da Engenharia de Fundação no Brasil, como é o caso dos ensaios SPT.

A modelagem com redes neurais foi feita com auxílio do programa QNET2000. Para a configuração de variáveis de entrada escolhidas foram testadas dez arquiteturas distintas, variando-se o número de camadas, ou de neurônios. Os parâmetros de aprendizagem adotados no treinamento dos modelos para previsão de recalques em fundações profundas foram  $\alpha = 0,8$  e  $0,001 \leq \eta \leq 0,50$ . A função de ativação escolhida foi a função sigmóide.

A maioria das arquiteturas testadas apresentaram comportamentos semelhantes para a evolução das correlações obtidas na fase de treinamento  $R_T$  e de validação  $R_V$ , isso implica que a variabilidade do conjunto de treinamento também está presente no conjunto de validação. Tal fato pode ser explicado pela quantidade de dados (1.947 exemplos do tipo entrada-saída) utilizados, uma vez que quanto maior a quantidade de informação no conjunto de dados, maior será o conjunto de validação e a probabilidade de manter a variabilidade.

Todas as 199 estacas utilizadas no desenvolvimento do modelo foram executadas em território brasileiro, sendo que 71,9% delas estão localizadas nas regiões sul e sudeste, o que torna o modelo desenvolvido neste trabalho mais representativo para estas regiões.

A análise da variabilidade dos recalques medidos na prova de carga estática pertencentes ao conjunto de dados indica que a maioria das estacas ensaiadas está trabalhando sem a mobilização da carga de ponta, já que 77,86% dos recalques são menores que 2% do diâmetro da estaca. O fato de 58,8% dos valores dos recalques medidos nas provas de cargas estáticas pertencentes ao conjunto de dados, serem abaixo de 3,5 mm é de grande interesse para este trabalho, já que o foco aqui recai sobre os deslocamentos gerados sob condição de carga de trabalho, que são pequenos.

A arquitetura A10:14:8:4:2:1 (arquitetura que possui 10 nós na camada de entrada, 4 camadas intermediárias somando 28 neurônios no total e 1 neurônio na camada de saída) foi a que melhor representou o fenômeno físico do recalques em estacas para o banco de dados usado na modelagem. Esta arquitetura não estimou recalques negativos nem mesmo para os menores deslocamentos. A correlação entre o recalque medido e o recalque calculado na fase de validação  $R_V$ , fornecida pelo programa QNET2000, para a melhor arquitetura de previsão de recalque foi de 0,94.

O modelo proposto permite estimar recalques para fundações profundas do tipo estaca hélice contínua, cravada metálica e escavada, para qualquer valor de carga vertical, demonstrando que as redes neurais artificiais são capazes de entender o comportamento das fundações profundas com relação aos recalques e fornecer respostas satisfatórias.

Para os casos em que ocorreram grandes deslocamentos, ou seja, a resistência da base da estaca foi mobilizada, e que mesmo tendo poucos exemplos de grandes recalques no conjunto de dados empregado (apenas 5,0% dos recalques maiores que 24,5 mm), o modelo proposto apresentou resultados muito satisfatórios, comprovando o entendimento do fenômeno do recalque pelas redes neurais artificiais.

O programa QNET2000 fornece valores para a contribuição de cada variável de entrada na resposta da rede e, portanto no fenômeno do recalque. A variável  $NF$  (somatório

do  $N_{SPT}$  ao longo do fuste da estaca) contribui com a maior parcela, o que indica que o modelo conseguiu representar o mecanismo de transferência de carga descrito na literatura.

De posse dos resíduos calculados para os resultados obtidos na etapa de validação do modelo proposto foi feito um teste de aderência, onde se verificou que estes resíduos se adaptam a uma Distribuição Normal de Probabilidade. A partir disso, foi possível determinar um intervalo com nível de confiança igual a 95%, isso significa que 95% dos recalques calculados pelo modelo proposto apresentarão um erro máximo entre -0,4919 mm e 0,1763 mm em relação ao recalque medido durante a realização de uma prova de carga estática.

O modelo que apresentou o melhor desempenho foi comparado com o modelo de Amancio (2013) e o modelo elasto-plástico, utilizando para isso uma estaca hélice contínua e uma estaca escavada do conjunto treinamento e uma estaca hélice contínua não utilizada no desenvolvimento do modelo. O modelo elasto-plástico estimou curvas carga x recalque com comportamento mais próximo da curva resultante de provas de carga estática em duas das três estacas analisadas nesta seção, ficando o modelo proposto com valores de EQM próximo ao do modelo elasto-plástico.

O modelo proposto permite determinar a carga limite da estaca através de uma análise do comportamento da curva carga-recalque, sendo este um diferencial com relação aos métodos baseados na teoria da elasticidade, que apresenta uma curva carga-recalque linear decorrente das suas hipóteses. Vale ressaltar que esta ferramenta é de fácil utilização, uma vez que na forma como foram apresentados, não é necessário o emprego de nenhum programa computacional específico, podendo ser implementado usando simples planilhas de cálculo.

Os maiores obstáculos em se utilizar as RNA recaem na escolha dos fatores que influenciam o fenômeno que irão compor a camada de entrada do modelo, além de determinar como esse fatores serão apresentados a rede.

Apesar do bom desempenho do modelo, alguns fatores que influenciam os recalques não foram considerados, como por exemplo, as propriedades das estacas (módulo de elasticidade e compressibilidade), os parâmetros de resistência e deformabilidade do solo, o nível do lençol freático, dentre outros, e a inclusão destas variáveis poderá melhorar os modelos de previsão.

Essa pesquisa representa uma contribuição importante na área de geotecnia, no que tange a previsão de recalques em fundações profundas, já que o modelo considera o mecanismo de transferência de carga (interação solo-estrutura) e possibilita determinar a curva carga x recalque completa, a partir da qual ser definida a carga de ruptura e a carga de



trabalho para um recalque admissível, conduzindo a um projeto final mais racional, econômico e seguro.

## 5.2 Sugestões para pesquisas futuras

Segue abaixo algumas sugestões para futuras pesquisas:

- a) Incluir no conjunto de dados outros tipos de estacas, como por exemplo: estaca raiz, pré-moldada de concreto, etc.;
- b) Incluir como variáveis resultados de outros ensaios, como por exemplo: ensaio do cone, ensaio de piezocone (CPT-U), etc.;
- c) Incluir no conjunto de dados mais exemplos de entrada e saída para as regiões nordeste, norte e centro-oeste brasileiras;
- d) Considerar as características de deformabilidade (módulo de elasticidade e compressibilidade) dos elementos estruturais;
- e) Considerar os parâmetros de resistência e deformabilidade do solo;
- f) Considerar o nível do lençol freático;
- g) Quantificar as incertezas do modelo (fator de segurança x probabilidade e risco admissível);
- h) Considerar outros valores para o valor máximo do  $N_{SPT}$  ao longo do fuste e da ponta da estaca.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AMANCIO, L. B. **Previsão de recalques em fundações profundas utilizando redes neurais artificiais do tipo perceptron**. 90f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2013.
- AMANN, K. A. P. **Metodologia semiempírica unificada para a estimativa da capacidade de carga de estacas**. v.1. 430f. Tese (Doutorado em Engenharia) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2010.
- ANJOS, G. J. M. **Estudo experimental do comportamento de fundações escavadas em solos tropicais**. 341f. Tese (Doutorado em Geotecnia) – Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, 2006.
- ARAÚJO, C. B. C. **Previsão de vazão para o açude Orós/CE a partir de dados hidrometeorológicos utilizando perceptrons**. 76f. Monografia (Graduação em Engenharia Civil) – Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2013.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 6122:2010**: Projeto e execução de fundações. Rio de Janeiro, 2010.
- \_\_\_\_\_. **NBR 12131**: estacas: prova de carga estática. Rio de Janeiro, 1992.
- \_\_\_\_\_. **NBR 6484**: solo: sondagens de simples reconhecimento com SPT – método de ensaio. Rio de Janeiro, 2001.
- BARROS, N. B. F. **Previsão de recalque e análise de confiabilidade de fundações em estacas hélice contínua**. 251f. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo. São Carlos, 2012.
- BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. P. de L. F.; LUDERMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais: teoria e aplicações**. Rio de Janeiro: LTC, 2000.
- BUSSAB, W. O.; MORETTIN, P. A. **Estatística básica**. 4. ed. São Paulo: Atual, 1987.
- CAVALCANTE, E. H. **Investigação teórico-experimental sobre o SPT**. 410f. Tese (Doutorado), COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, 2002.
- CHISSOLUCOMBE, I. **Uso de técnicas de inteligência artificial na estimativa de deslocamentos e danos induzidos por escavações subterrâneas**. 216f. Tese (Doutorado em Geotecnia). Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília. Brasília, 2009.
- CINTRA, J. C. A.; AOKI, N. **Fundações por estacas: projeto geotécnico**. São Paulo: Oficina de Textos, 2010.

DANTAS NETO, S. A. **Avaliação das propriedades dos ligantes e das misturas asfálticas modificados com borracha granulada de pneus usados.** 265f. Tese (Doutorado em Geotecnia), Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, 2004.

FERREIRA, R. A. **Previsão da capacidade de carga de fundações profundas através de redes neurais artificiais.** 85f. Monografia (Bacharel em Engenharia Civil), Universidade Estadual de Feira de Santana, Feira de Santana, 2010.

GUSMÃO FILHO, J. A. **Fundações do conhecimento geológico à prática da engenharia.** Recife: Ed. Universitária da UFPE, 1998.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática.** Tradução de Paulo Martins Engel. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

KOVÁCS, Z. L. **Redes neurais artificiais: Fundamentos e Aplicações.** 3. ed. São Paulo: Livraria da Física, 2002.

LAMBE, T. W.; WHITMAN, R. V. **Soil mechanics.** New York: John Wiley & Sons, Inc., 1969.

LANGONE, M. J. **Método UFRGS de previsão de capacidade de carga em estacas: análise de provas de carga estáticas instrumentadas.** 204f. Dissertação (Mestrado em Engenharia). Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2012.

LIMA, M. J. de. **Prospecção geotécnica do subsolo.** Livros Técnicos e Científicos. Editora S.A.. Rio de Janeiro, 1979.

MAGALHÃES, P. H. L. **Avaliação dos métodos de capacidade de carga e recalque de estacas hélice contínua via prova de carga.** 243f. Dissertação (Mestrado em Geotecnia), Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, 2005.

MARTÍNEZ-CARVAJAL, H. E. **Modelagem construtiva de areias usando redes neurais artificiais.** 250f. Tese (Doutorado em Geotecnia), Departamento de Engenharia Civil, Universidade de Brasília, Brasília, 2006.

MOURA, A. S. **Investigação geotécnica: interpretações.** Notas de Aula, 2012.

MURTHY, V. N. S. **Geotechnical engineering: principles and practices of soil mechanics and foundation engineering.** New York: Marcel Dekker, Inc., 2002.

NEJAD, F. P.; JAKSA, M. B.; McCABE, B. A. **Prediction of pile settlement using artificial neural networks based on standard penetration test data.** Elsevier Sci: Computers and Geotechnics, [S.l.], p. 1125-1133. set. 2009.

NIYAMA, S.; AOKI, N.; CHAMECKI, P. R. Verificação de desempenho. In: HACHICH *et al.* (eds.). **Fundações: teoria e prática.** 2. Ed. São Paulo: PINI, 1998. cap. 20.

OLIVEIRA FILHO, U. M. **Fundações profundas**: estudos. 3.ed. rev. e ampl. Porto Alegre: D. C. Luzzatto Ed., 1988.

POULOS, G.H.; DAVIS, E. H. **Pile Foundation Analysis and Design**. Wiley and Sons, 397 p, New York, USA, 1980.

RANDOLPH, M.; WROTH, C. **Analysis of Deformation of Vertically Loaded Piles**. JGED, ASCE, 104 (GT12), pp 1465-1488, 1978.

SANTOS JR, O. J. **Análise de dados de instrumentação de túneis do metrô de São Paulo**: uma abordagem por Redes Neurais. 160f. Dissertação (Mestrado em Geotecnia), Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2006.

SCHNAID, F. **Ensaio de campo suas aplicações à engenharia de fundações**. São Paulo, SP: Oficina de Textos, 2000.

SHAHIN, M. A.; JAKSA, M. B.; MAIER, H. R. **Artificial neural network applications in geotechnical engineering**. Australian Geomechanics, 2001.

TEIXEIRA, A. H., GODOY, N. S. de. Análise, projeto e execução de fundações rasas. In: HACHICH *et al.* (eds.). **Fundações**: teoria e prática. 2. Ed. São Paulo: PINI, 1998. cap. 7.

TERZAGHI, K.; PECK, R. B.; MESRI, G. **Soil mechanics in engineering practice**. 3. ed. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1996.

TRIOLA, M. F. **Introdução à Estatística**. 7. ed. Rio de Janeiro: LTC, 1999.

VELLOSO, D. A.; LOPES, F. R. **Fundações, volume 1**: critérios de projetos, investigação do subsolo, fundações superficiais. 2 ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2011.

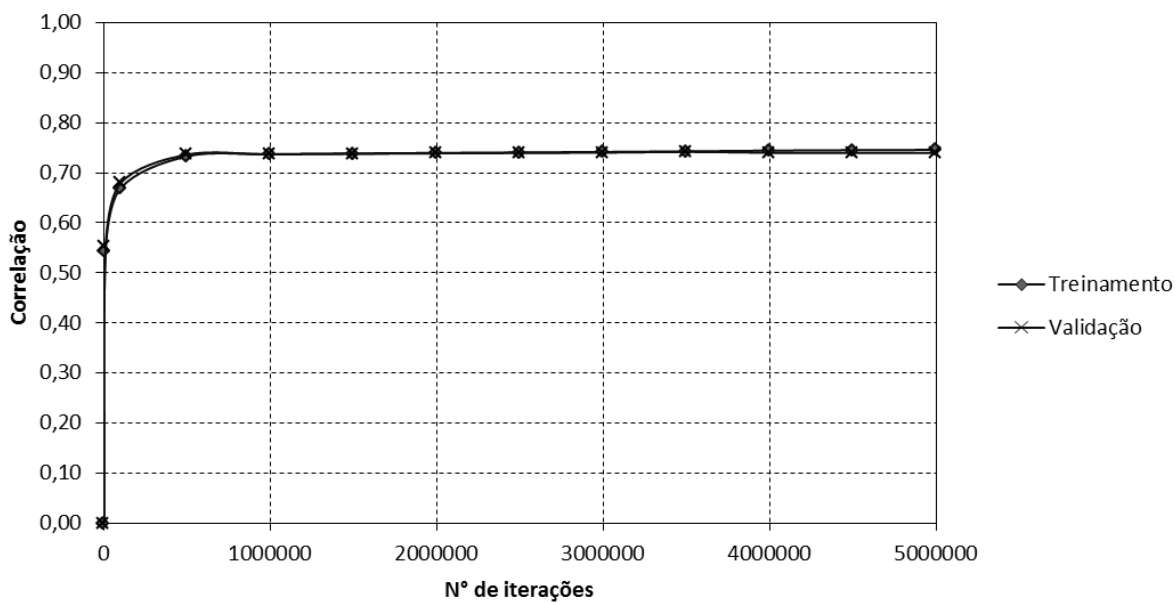
VELLOSO, D. A.; LOPES, F. R. **Fundações, volume 2**: fundações profundas. Nova ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2010.





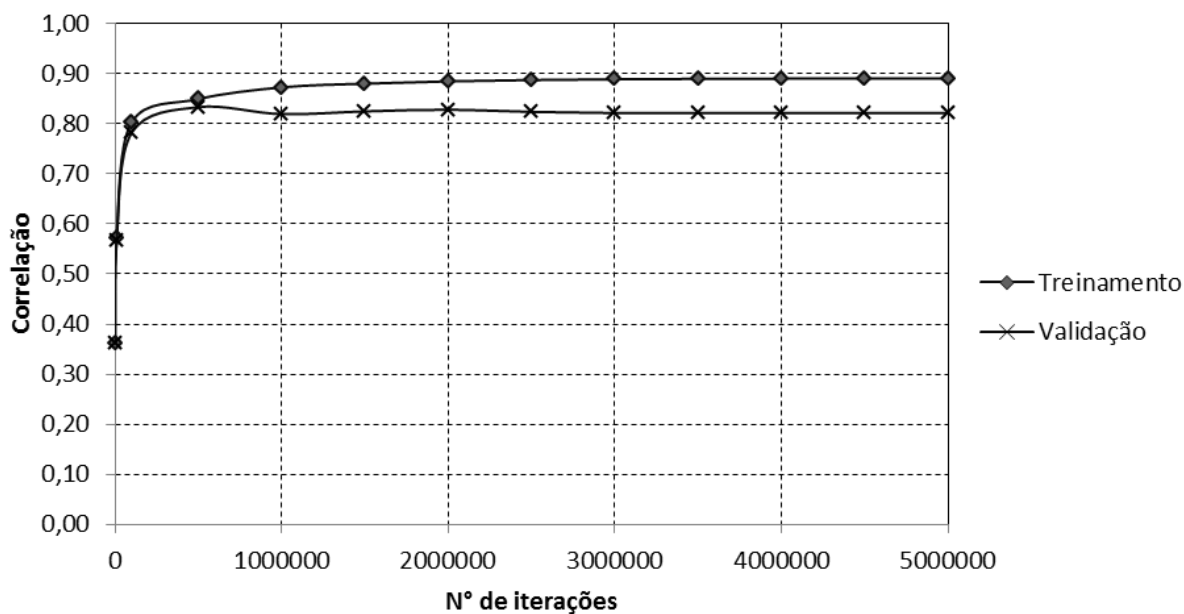
## APÊNDICE B – COMPORTAMENTOS DA CORRELAÇÃO x NÚMERO DE ITERAÇÕES NA FASE DE TREINAMENTO E VALIDAÇÃO DOS MODELO DE PREVISÃO DO RECALQUES EM FUNDAÇÕES PROFUNDAS.

FIGURA B.16 – Evolução das correlações com número de iteração na fase de treinamento e validação do modelo de previsão de recalque em fundações profundas com arquitetura A10:5:1.



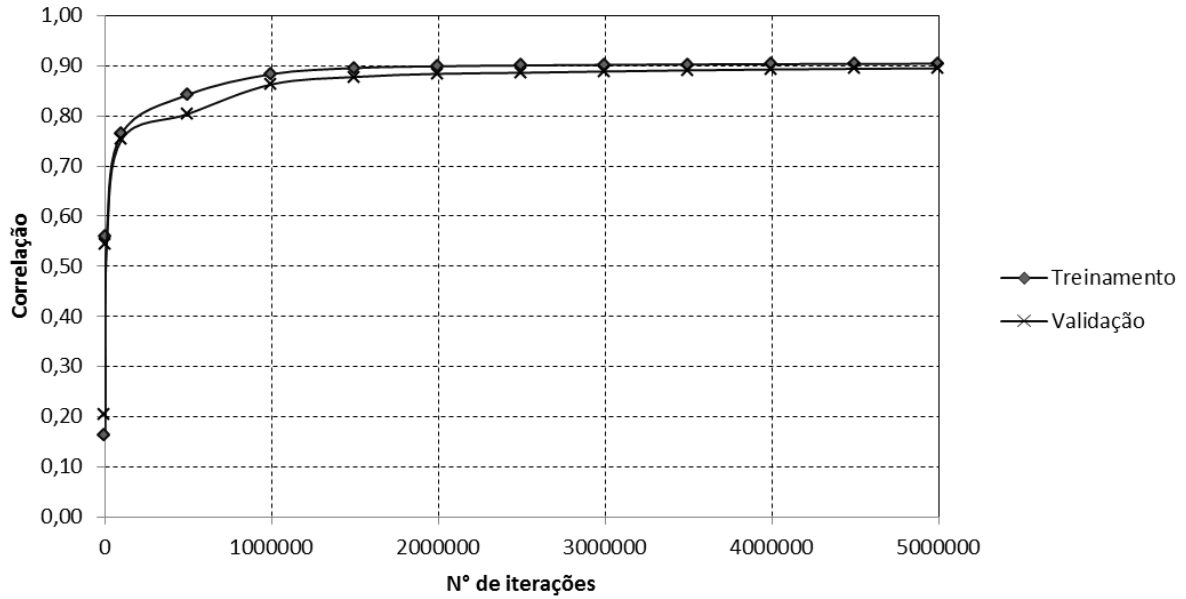
Fonte: Autor (2014)

FIGURA B.17 - Evolução das correlações com número de iteração na fase de treinamento e validação do modelo de previsão de recalque em fundações profundas com arquitetura A10:6:2:1.



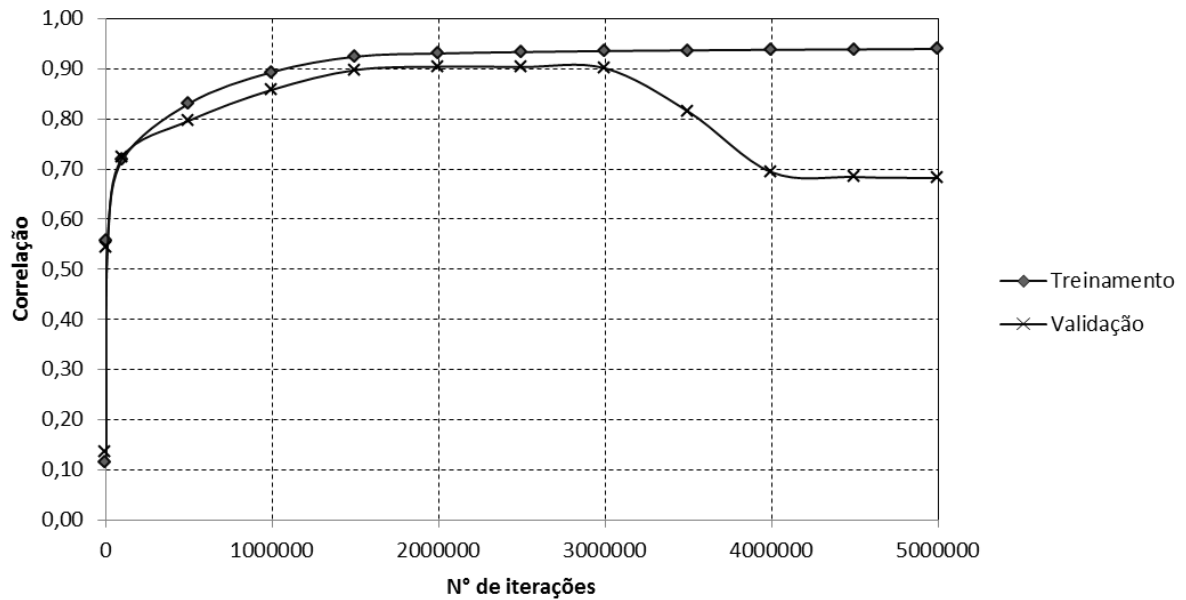
Fonte: Autor (2014)

FIGURA B.18 - Evolução das correlações com número de iteração na fase de treinamento e validação do modelo de previsão de recalque em fundações profundas com arquitetura A10:8:4:1.



Fonte: Autor (2014)

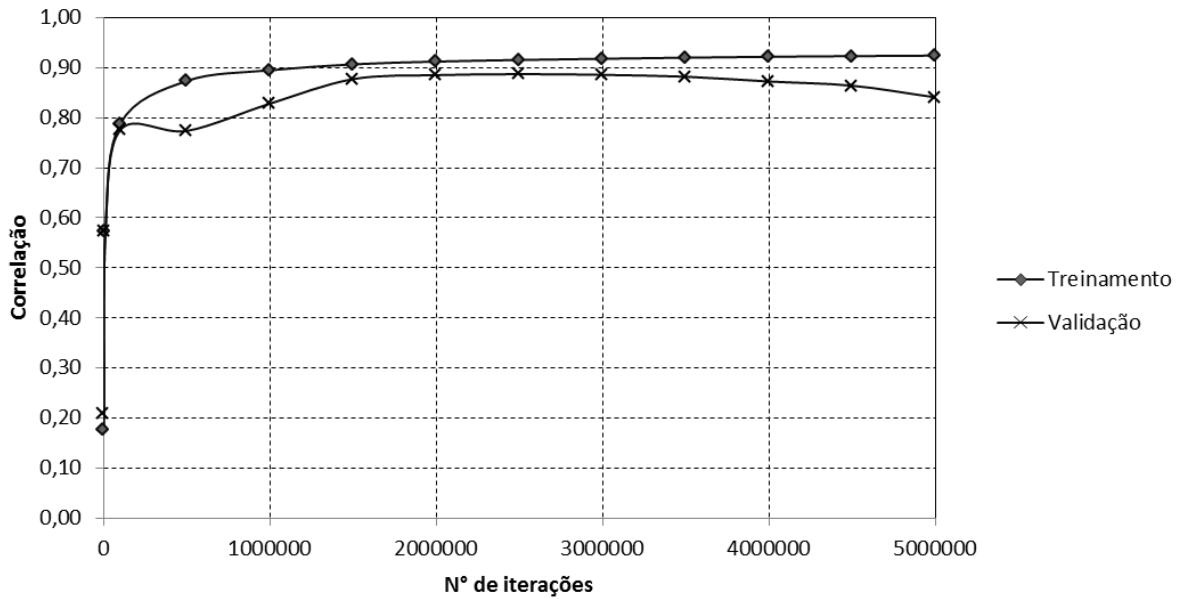
FIGURA B.19 - Evolução das correlações com número de iteração na fase de treinamento e validação do modelo de previsão de recalque em fundações profundas com arquitetura A10:12:6:1.



Fonte: Autor (2014)

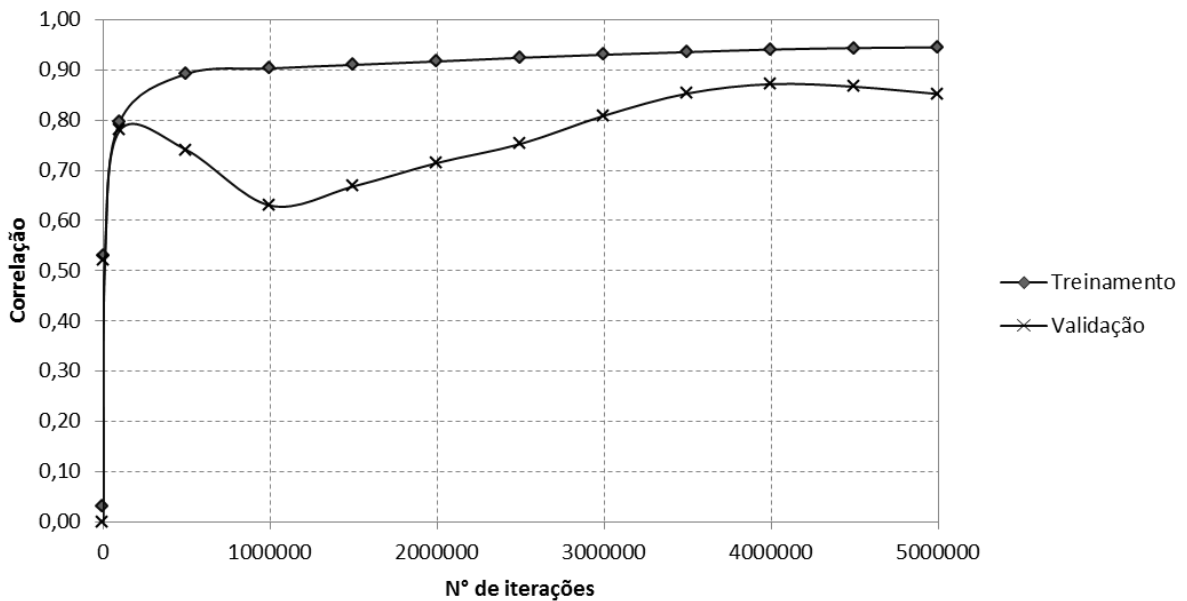


FIGURA B.20 - Evolução das correlações com número de iteração na fase de treinamento e validação do modelo de previsão de recalque em fundações profundas com arquitetura A10:8:6:4:1.



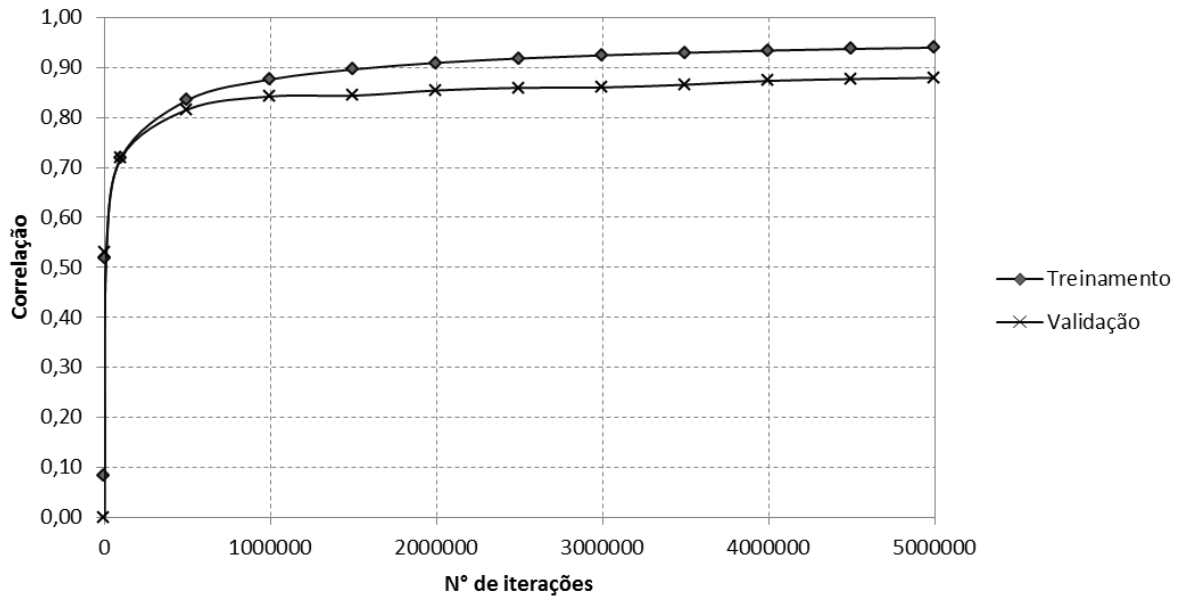
Fonte: Autor (2014)

FIGURA B.21 - Evolução das correlações com número de iteração na fase de treinamento e validação do modelo de previsão de recalque em fundações profundas com arquitetura A10:8:10:4:1.



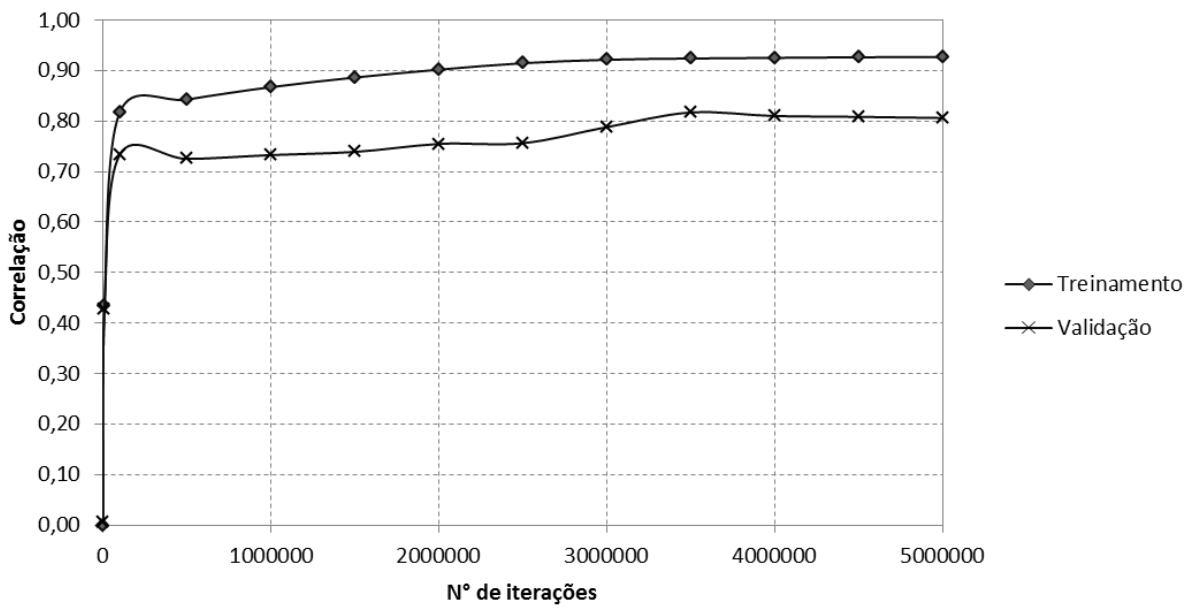
Fonte: Autor (2014)

FIGURA B.22 - Evolução das correlações com número de iteração na fase de treinamento e validação do modelo de previsão de recalque em fundações profundas com arquitetura A10:14:8:4:1.



Fonte: Autor (2014)

FIGURA B.23 - Evolução das correlações com número de iteração na fase de treinamento e validação do modelo de previsão de recalque em fundações profundas com arquitetura A10:8:6:4:2:1.



Fonte: Autor (2014)

