

Previsão de Camadas do Subsolo do Sítio da Usina Nuclear de Angra-2 através de Redes Neurais

Andréa Sell Dyminski¹, Eduardo Parente Ribeiro¹, Celso Romanel², Carlos Eduardo Pedreira²

¹ Universidade Federal do Paraná

Centro Politécnico – Jardim das Américas – Curitiba – PR

² Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro

Rua Marquês de São Vicente, 225 – Rio de Janeiro - RJ

E-mails: andrea@cesec.ufpr.br, romanel@civ.puc-rio.br

Abstract

In civil engineering, it is of great importance to know the subsoil characteristics to design the foundation for large constructions. This is usually achieved by drilling holes for tests on the desired construction area. Those investigations enable one to know the type of soils as a function of depth at that position. Ideally, an increased number of holes gives better knowledge of the terrain, but to reduce the costs only a few holes are drilled and the information is empirically interpolated to the neighbor regions. We propose the use of feedforward networks to classify the type of soil over the whole construction area. Data from SPTs performed at Angra II nuclear power plant site were used to train and test the networks. This technique shows promising results for three dimensional spatial interpolation problems in geotechnical engineering.

1. Introdução

Em termos de engenharia civil, trabalhar com materiais de origem natural, como o solo, sempre foi um grande desafio. Devido a fatores que ocorrem desde a sua gênese, até as condições do meio ambiente em que se encontram atualmente, faz com que a complexidade destes materiais seja maior que a dos que tiveram seu processo produtivo controlado pelo homem.

É de grande importância o conhecimento prévio das características do subsolo do terreno onde se pretende implantar uma obra de engenharia civil. O conhecimento da disposição das diversas camadas que compõe o sítio de interesse, bem como de suas características físicas, é fundamental na concepção do projeto de fundação da obra a ser executada. Este estudo pode ser decisivo na análise de viabilidade da construção.

Tendo-se em vista este fato, deve-se executar um programa de investigação do subsolo local, sendo o mesmo geralmente composto por uma série de sondagens, muitas vezes de tipos diversos, dispostas de

tal forma que seja possível conhecer de maneira adequada o sítio de interesse.

Contudo, as sondagens fornecem geralmente dados pontuais do terreno e que devem ser espalhados para todo o sítio de interesse. No caso de obras de menor porte, esta distribuição acontece de maneira quase empírica, onde perfis do terreno são traçados manualmente. Porém, no caso de obras de maior porte e grande responsabilidade, isto não deve ser realizado desta forma.

Neste trabalho propõe-se a utilização de redes neurais na previsão das características do subsolo, partindo-se de informações obtidas através de sondagens realizadas em diversos pontos do sítio de interesse. Para tal aplicação, são utilizados dados de sondagens do tipo SPT realizadas no sítio da Usina Nuclear de Angra-2.

2. Conjunto de Dados Utilizado

A área utilizada nesta aplicação consiste em um terreno quadrado de 400 m x 400 m, onde se encontra a Usina de Angra-2. Nesta área foram executadas sondagens do tipo SPT - *Standard Penetration Test*, um dos tipos mais comuns de sondagem, amplamente utilizado na maioria das obras.

Este tipo de sondagem direta consiste na perfuração e cravação de amostrador cilíndrico metálico no solo, através de golpes de um martelo que cai em queda livre sobre a haste metálica que leva o amostrador ao fundo da perfuração. Os golpes necessários para a cravação de 30 cm do amostrador-padrão no solo devem ser contados, e o seu número (N-SPT) dá uma idéia da resistência à penetração do material. Uma amostra deformada de solo é obtida desta cravação, permanecendo no interior do amostrador quando o mesmo é trazido à superfície, permitindo assim a identificação do tipo de material que compõe o terreno naquela profundidade. Este procedimento deve ser repetido a cada metro de perfuração. Também é possível a obtenção da cota do nível de água subterrâneo neste tipo de sondagem, que tende a se estabilizar a uma certa profundidade dentro do furo. As características do amostrador, o peso do corpo utilizado

na cravação, sua altura de queda e procedimento de sondagem são padronizados no Brasil pela NBR-6484.

Logicamente que a sondagem SPT possui muitas limitações devido à precariedade dos equipamentos e procedimentos adotados, mas seu uso continua muito difundido no meio da engenharia. Diversos métodos de dimensionamento de fundações utilizam as informações obtidas através do SPT em suas formulações.

Foram utilizados neste estudo informações de 100 furos de sondagens do tipo SPT, tendo seus resultados cedidos pela proprietária da obra (Eletronuclear). Estes dados haviam sido utilizados num estudo geoestatístico anterior [1]. Estas informações referem-se a coordenadas espaciais da boca do furo, profundidade do impenetrável e uma descrição dos tipos de solos reconhecidos na coluna estratigráfica. Deve-se lembrar que cada um dos furos é composto de 18 pequenos conjuntos de informações relativas ao tipo de solo, pois as mesmas foram obtidas a cada metro de profundidade.

Os tipos diferentes de solo foram descritos por siglas e organizados como mostrado na tabela 1. Decidiu-se por aglutinar a ocorrência de rocha e matacão (bloco de rocha embutido na massa de solo) em uma única categoria. A mesma decisão foi tomada para a existência de lâmina de água livre, bem como escavações ou aterros, pois tratam-se de ocorrências esporádicas e aleatórias que ocorrem próximas da superfície do terreno.

Tabela 1 – Tipos de solos utilizados na modelagem.

Sigla	Tipo de solo
AFM	Areia fina a média
ASAR	Areia silto-argilosa
ARORG	Argila orgânica
ROCHA	Leito rochoso ou matacão
ÁGUA	Lâmina de água ou aterro ou escavação na superfície do terreno

O total de 100 furos disponíveis (com dados até a profundidade de 18 m, perfazendo então um total de 1800 pontos) foi dividido em: um conjunto de treinamento composto de 77 furos (ou 1386 pontos) e em dois conjuntos de teste, o primeiro para a validação do treinamento das redes, chamado de TESTE1, com 18 furos (ou 324 pontos), e o segundo para o teste de generalização final das RN's, chamado de TESTE2, com 5 furos (ou 90 pontos). A disposição em planta destes furos no terreno estudado pode ser observada na figura 1, onde os furos de treinamento estão marcados por círculos, os de TESTE1 por quadrados e os de TESTE2 por losangos. Cada um dos furos recebeu uma numeração única, para poder ser identificado mais facilmente.

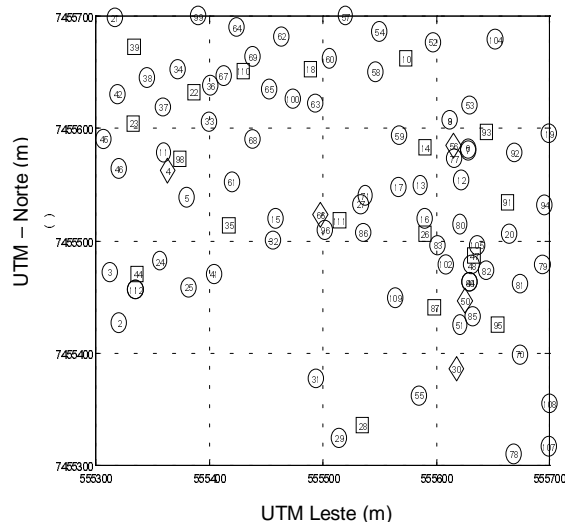


Figura 1 - Planta do terreno estudado com a disposição dos furos de treinamento (círculos), TESTE1 (quadrados) e TESTE2 (losangos).

3. Modelagem Proposta

Para a previsão do tipo de solo que ocorre em determinado local do terreno, utilizaram-se redes neurais *feedforward* com apenas uma camada escondida de neurônios, que foram treinadas com algoritmo LM (Levenberg-Marquardt), pré-programado no MatLab.

As entradas das redes correspondem às três coordenadas espaciais do ponto de interesse para a determinação do tipo de material. As coordenadas espaciais são Leste, Norte e cota "Z". As coordenadas Leste e Norte dão a localização em planta do furo no terreno. Já a cota "Z" fornece a posição absoluta do ponto de interesse em relação à cota zero, correspondente à referência de nível topográfico, tendo sido obtida através da diferença entre a cota da boca do furo e a profundidade de amostragem do solo.

Inicialmente, foi usada uma rede neural para a modelagem de cada um dos cinco tipos de material, sendo cada uma composta de apenas uma saída. Esta saída pode assumir valor entre zero e um, sendo zero para a inexistência, e um, para a existência do material correspondente àquela rede no ponto cujas coordenadas serviram de entrada. Cada uma das redes foi treinada para o conjunto total de treinamento (composto de 1386 pontos), e tendo seu treinamento validado pelo conjunto TESTE1 (324 pontos).

Para se poder escolher a arquitetura de rede que melhor se adaptaria à resolução deste tipo de problema, foram treinadas e validadas redes com número de neurônios da camada escondida variando de 5 a 15. Os erros de treinamento e de teste de validação (usando TESTE1) podem ser observados nas tabelas 2, 3 e 4. Constam nestas tabelas os erros em duas fases do

treinamento, para 30 iterações e para 60 iterações, na tentativa de se mostrar a evolução do desempenho das redes durante o treino. Contudo, esta mudança de resultados não se mostrou muito acentuada com o aumento do número de iterações do algoritmo de treinamento.

Tabela 2 – Erros percentuais de treinamento e de validação (para o conjunto TESTE1) das redes com 5 neurônios na camada escondida.

Solo Correspondente à Saída da RN	Erros para Trein. com 30 it. (em %)		Erros para Trein. com 60 it. (em %)	
	Trein.	Validação	Trein.	Validação
ASAR	37,6	37,4	37,5	37,6
ARORG	31,4	32,2	30,6	32,5
AFM	24,5	24,5	22,6	23,7
MATACÃO/ROCHA	20,3	19,8	20,0	19,7
ÁGUA, ESCAVAÇÃO, ATERRO	18,8	16,1	15,9	18,6

Tabela 3 – Erros percentuais de treinamento e de validação (para o conjunto TESTE1) das redes com 10 neurônios na camada escondida.

Solo Correspondente à Saída da RN	Erros para Trein. com 30 it. (em %)		Erros para Trein. com 60 it. (em %)	
	Trein.	Validação	Trein.	Validação
ASAR	37,0	37,6	33,3	36,8
ARORG	28,7	31,0	25,2	30,7
AFM	23,4	23,3	22,1	23,2
MATACÃO/ROCHA	18,2	17,6	17,0	18,6
ÁGUA, ESCAVAÇÃO, ATERRO	18,2	13,8	17,7	14,3

Tabela 4 – Erros percentuais de treinamento e de validação (para o conjunto TESTE1) das redes com 15 neurônios na camada escondida.

Solo Correspondente à Saída da RN	Erros para Trein. com 30 it. (em %)		Erros para Trein. com 60 it. (em %)	
	Trein.	Validação	Trein.	Validação
ASAR	34,2	36,9	31,4	36,7
ARORG	26,7	31,4	25,2	31,9
AFM	21,1	22,7	19,5	22,2
MATACÃO/ROCHA	17,2	18,5	15,6	19,3
ÁGUA, ESCAVAÇÃO, ATERRO	16,6	12,2	14,5	17,9

Para melhorar o desempenho das redes, que não estava muito satisfatório até então, resolveu-se montar um sistema composto das cinco redes que modelam cada um dos tipos de material (vide figura 2). Neste sistema, as coordenadas de entrada (N-Norte, L-Leste e Z – Cota “z”) são processadas pelas cinco redes simultaneamente, sendo que cada uma delas fornece uma saída (Saída “i”) correspondente àquelas coordenadas de entrada. Estas saídas são valores entre zero e um. As cinco saídas são então comparadas entre si, e a maior delas é selecionada. O tipo de material

correspondente à rede que forneceu esta saída de maior valor é o material existente no ponto em questão, cujas coordenadas foram as entradas do sistema.

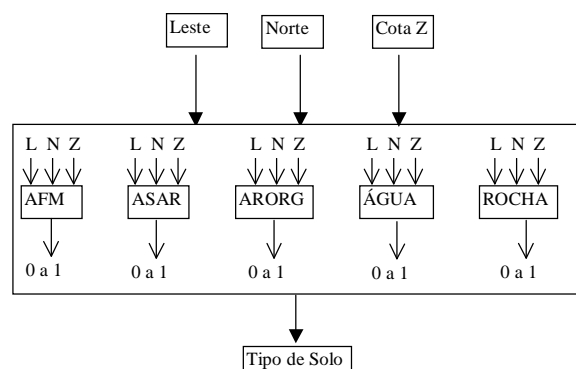


Figura 2. Sistema de redes neurais utilizado na identificação do tipo de material em um ponto de coordenadas N, L e Z.

Foram montados três sistemas de redes, um para cada tipo de arquitetura de RN adotado na análise (5, 10 e 15 neurônios na camada escondida), com redes treinadas com 60 iterações do algoritmo LM. As coordenadas dos pontos de treino, de validação e de teste de generalização foram apresentadas a cada um dos sistemas e suas saídas comparadas com os tipos reais de material componentes do terreno. O número absoluto de acertos de cada um dos sistemas pode ser observado na tabela 5, bem como os acertos percentuais do conjunto de treinamento, de validação TESTE1 e de teste de generalização TESTE2. Estes acertos percentuais foram obtidos através da razão entre o número de pontos obtidos corretamente e o total de pontos pesquisados em cada conjunto. Cabe aqui lembrar que o total de pontos do conjunto de treinamento é de 1386, do TESTE1, 324 e do TESTE2, 90.

Tabela 5 – Desempenho dos sistemas de redes neurais.

Sistema composto de RNs com camada escondida de	Número absoluto de pontos com resposta correta			Acertos(%)		
	Treina-mento	Valida-ção (TEST E1)	Genera-lização (TESTE2)	Trein ament o	Valida-ção (TESTE 1)	Genera-lização (TESTE 2)
5 neurônios	987	223	63	71	69	70
10 neurônios	1133	247	74	82	76	72
15 neurônios	1169	246	70	84	76	78

Comparando-se então os resultados obtidos pelos sistemas de redes neurais, com os resultados obtidos pelas redes individualmente, nota-se claramente que os sistemas de RNs são mais eficientes.

4. Resultados

Para uma análise mais detalhada dos resultados, bem como para um melhor entendimento dos mesmos, parte dos boletins de sondagem, mostrando o tipo de solo real do terreno e o encontrado pelas redes neurais, encontram-se nas tabelas 6 a 8, logo a seguir.

Podem ser visualizadas as previsões do sistema de redes neurais para alguns dos furos utilizados no treinamento (tabela 6), na validação do treinamento, ou seja, do conjunto TESTE1 (tabela 7) e no teste de generalização, ou seja, do conjunto TESTE2 (tabela 8). Nestes boletins de sondagem, são indicados os tipos reais existentes de solo a cada metro de profundidade e os tipos de solo encontrados pela rede.

Para as simulações, foram utilizadas as redes neurais que apresentaram melhor desempenho na tarefa de previsão do tipo de solo, ou seja, o sistema de RNs de 15 neurônios treinadas com 60 iterações LM, conforme o observado na tabela 5.

Tabela 6 – Tipos de solo reais e previstos pelas redes em furos do conjunto de treinamento.

Profundidade (m)	Furo 38		Furo 41		Furo 108	
	Real	Rede	Real	Rede	Real	Rede
1	AFM	AFM	ÁGUA	ÁGUA	AFM	AFM
2	AFM	AFM	ÁGUA	ÁGUA	AFM	AFM
3	AFM	AFM	ROCHA	AFM	AFM	AFM
4	AFM	AFM	AFM	AFM	AFM	AFM
5	AFM	AFM	AFM	AFM	AFM	ASAR
6	ASAR	ASAR	ASAR	AFM	ASAR	ASAR
7	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR
8	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR
9	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ROCHA	ASAR
10	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ROCHA	ROCHA
11	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ROCHA	ROCHA
12	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ROCHA	ROCHA
13	ARORG	ARORG	ARORG	ASAR	ROCHA	ROCHA
14	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG	ROCHA	ROCHA
15	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ROCHA	ROCHA
16	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ROCHA	ROCHA
17	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG	ROCHA	ROCHA
18	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG	ROCHA	ROCHA

Tabela 7 – Tipos de solo reais e previstos pelas redes em furos do conjunto de validação do treinamento (TESTE1).

Profundidade (m)	Furo 23		Furo 10		Furo 44	
	Real	Rede	Real	Rede	Real	Rede
1	AFM	AFM	AFM	AFM	ÁGUA	ÁGUA
2	ROCHA	AFM	AFM	AFM	ÁGUA	ÁGUA
3	AFM	AFM	AFM	AFM	ÁGUA	ÁGUA
4	AFM	AFM	AFM	AFM	ÁGUA	ÁGUA
5	AFM	AFM	AFM	AFM	ÁGUA	ÁGUA
6	ASAR	AFM	ASAR	ASAR	ASAR	ÁGUA
7	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ÁGUA
8	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR
9	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR
10	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR
11	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR
12	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR
13	ARORG	ASAR	ARORG	ARORG	ARORG	ASAR
14	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG	ASAR

15	ASAR	ARORG	ASAR	ASAR	ASAR	ARORG
16	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR
17	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG
18	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG

Tabela 8 – Tipos de solo reais e previstos pelas redes em furos do conjunto de teste de generalização final (TESTE2).

Profundidade (m)	Furo 4		Furo 56		Furo 50	
	Real	Rede	Real	Rede	Real	Rede
1	AFM	AFM	AFM	AFM	AFM	AFM
2	AFM	AFM	AFM	AFM	AFM	AFM
3	ROCHA	AFM	AFM	AFM	AFM	ASAR
4	ROCHA	AFM	AFM	AFM	AFM	ASAR
5	AFM	AFM	AFM	AFM	AFM	ASAR
6	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR
7	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR
8	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR
9	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR
10	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ARORG
11	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ARORG
12	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR
13	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG	ASAR
14	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG
15	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ASAR	ARORG
16	ASAR	ARORG	ASAR	ASAR	ASAR	ARORG
17	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG
18	ARORG	ARORG	ARORG	ARORG	ROCHA	ROCHA

5. Conclusões

Através da análise dos boletins de sondagem anteriormente plotados, pode-se chegar a algumas conclusões interessantes.

O treinamento do sistema de RNs visando a identificação dos tipos de material aconteceu de forma bastante satisfatória. As transições entre camadas de solos diferentes foram detectadas com precisão, variando apenas 1 ou 2m em relação às profundidades reais em que isso acontecia. Camadas finas de solo (com até 2m de espessura) também foram identificadas. Matacões não foram detectados pelas redes, devido ao seu caráter aleatório. Já a presença do leito rochoso foi aprendida pelas redes durante o treinamento, assim como a presença de água, escavação ou aterro, apesar destes dois últimos também terem um caráter relativamente aleatório, já que não são “naturais”, ou seja, são realizados pela ação do homem.

Em relação ao conjunto de validação (TESTE1), os resultados das RNs também se mostraram satisfatórios. Perfis estratificados tiveram suas diferentes camadas identificadas, mesmo que pouco espessas. Contudo, algumas imprecisões não muito relevantes ocorreram, tais como a profundidade de transição entre camadas variar de 1 a 2 m em relação ao seu posicionamento real. As RNs não conseguiram identificar a presença de matacões (vide por exemplo furo 23, na tabela 7), como ocorrido durante o treinamento.

No teste final de generalização, usando dados de TESTE2, o desempenho das redes neurais foi idêntico ao ocorrido com os dados do conjunto de validação. Os resultados foram satisfatórios e as imprecisões

ocorridas anteriormente se repetiram, tais como a não identificação de matacão no furo 4 (tabela 8) e a pequena variação de cotas na transição de camadas.

Um estudo mais abrangente das características do subsolo da Usina Nuclear de Angra-2, envolvendo características tais como o valor N-SPT do solo, previsão da cota do nível de água subterrâneo e topografia do terreno, pode ser observado consultando-se [2].

Referências

- [1] Xavier, S.R. *Estudo Geoestatístico do Subsolo da Usina Nuclear de Angra-2, RJ*. Dissertação de Mestrado, PUC-Rio, 1999.
- [2] Dyminski, A.S. *Análise de Problemas Geotécnicos Através de Redes Neurais*, Tese de Doutorado, PUC-Rio, 2000.