Serviço de Pós-Graduação EESC/USP

EXEMPLAR REVISADO

Data de entrada no Serviço: 11/07/02

Ass.: CC

CLASSIFICAÇÃO DE MACIÇOS ROCHOSOS:

Uma Abordagem por Redes Neurais

por

Paulo Gustavo Cavalcante Lins

Orientador:

Prof. Dr. Tarcísio Barreto Celestino

DEDALUS - Acervo - EESC

31100037062

São Carlos

2001

EESC - USP
Biblioteca
CAMPUS DE S. CARLOS

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE GEOTECNIA

CLASSIFICAÇÃO DE MACIÇOS ROCHOSOS:
Uma Abordagem por Redes Neurais

PAULO GUSTAVO CAVALCANTE LINS

ORIENTADOR: Prof. Dr. Tarcisio Barreto Celestino

Tese apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos, da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para a obtenção do Título de Doutor em Engenharia Civil: Geotecnia.

São Carlos
2001

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Engenheiro **PAULO GUSTAVO CAVALCANTE LINS**

Tese defendida e julgada em 24-04-2002 perante a Comissão Julgadora:

Aprovado

Prof. Dr. **TARCISIO BARRETO CELESTINO (Orientador)**
(Escola de Engenharia de São Carlos/USP)

Aprovado

Prof. Dr. **ANTONIO AIRTON BORTOLUCCI**
(Escola de Engenharia de São Carlos/USP)

APROVADO

Prof. Dr. **GLAUCO TULIO PESSA FABBRI**
(Escola de Engenharia de São Carlos/USP)

APROVADO

Prof. Assoc. **MILTON ASSIS KANJI**
(Escola Politécnica/USP)

Aprovado.

Prof. Dr. **PAULO TEIXEIRA DA CRUZ**
(Escola Politécnica/USP)

JOSÉ CARLOS A CINTRA
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Geotecnia
Presidente da Comissão de Pós-Graduação da EESC

Para meu pai, Manoel
(*em memória*).

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Tarcísio B. Celestino, pelo apoio, amizade, orientação e estimulo para ir sempre além, superando sempre os desafios.

Ao Prof. Dr. Antônio Airton Bortolucci pela amizade e apoio em todos os momentos nos quais tivemos a oportunidade de conviver. Ao Prof. Dr. Nelson Aoki pelos ótimos diálogos.

A todos os professores e funcionários do Departamento de Geotecnia e da Escola de Engenharia de São Carlos que de formas diferentes contribuíram para este trabalho em especial ao Prof. Dr. Benedito de Souza Bueno, ao Prof. Dr. José Eduardo Rodrigues, ao Prof. Dr. Lázaro Valentin Zuquette, ao Prof. Dr. Nélio Gaioto e ao Professor Dr. Orencio Monje Vilar. Ao Prof. Dr. Aluízio Fausto Ribeiro Araújo pelas preciosas observações.

Ao Prof. Dr. Márcio Miranda Soares e ao Dr. João Candido Baptista de Campos pelas oportunidades de crescimento profissional que me ofereceram.

Um agradecimento especial ao Dr. Herivelto Moreira dos Santos pelo sempre presente suporte inestimável.

Aos meus colegas da Universidade Federal da Bahia em particular a China, Evangelista, Fausto, Irineu, João Augusto, Luis Edmundo, Luiz Aníbal, Ricardo & Silvana, Ricardo Kalid e Roberto Guimarães que muito me estimularam para a conclusão deste trabalho. Aos meus alunos que muito me estimularam a crescer profissionalmente.

Ao CNPq pelo apoio financeiro durante os três primeiros anos deste trabalho. A UFBA, por permitir que dedicasse tempo a sua conclusão. A FEP por apoio ao deslocamento.

Aos amigos e colegas que muito me ensinaram e apoiaram, em particular: Mário, Jeselay, Augusto (em memória), Ricardo, Danieli, Dito, Cibele, Maurício, Ana Paula, Giulio, Andreu, Edmundo, Casagrande, Erico, Tiago, Octávio, Thaís, Ronaldo & Larissa, Lodi, Lolo, Emerson, Boff, Sr. Newton, Eldes, Sr. Marcos, Betões, Val, Gil, Marquinhos, Kleber, Gustavo, Miguel, Gisa, Bené, Campelo, Trambique, Mauro, Marcelo, Monstrinho, Miguel & Eliana, Floriano, Yuri & Carina, Paulão, todo o pessoal do Laboratório de Geotecnia, Orlando, Roberto (pelas primeiras discussões sobre redes neurais), Carrillo, Hélio, Bira, Sergio, Pira & Anninha, Mil, Tony, e tantos outros que não cito aqui. Aos amigos antigos e novos que encontrei e deixei de encontrar durante o tempo que realizei este trabalho. E aos novos amigos encontrei nos momentos da sua conclusão.

Ao amor de minha mãe Ivone, dos meus irmãos Pedro Afonso, Julia e Raquel, das minhas avós Lindaura e Otávia e de minha tia Elda. Aos meus tios Isaac & Beth que sempre me receberam tão bem.

A Silvia, para quem todo agradecimento seria pouco.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS i

LISTA DE TABELAS vi

RESUMO vii

ABSTRACT viiii

1 – INTRODUÇÃO 1
1.1 - MOTIVAÇÃO 1
1.2 - OBJETIVOS E JUSTIFICATIVA 6
1.3 - ORGANIZAÇÃO DA TESE 7

2 - REDES NEURAIS ARTIFICIAIS 9
2.1 - INTRODUÇÃO 9
2.2 - VANTAGENS DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS 10
2.3 - HISTÓRICO 14
2.4 - O NEURÔNIO BIOLÓGICO 17
2.5 - COMPONENTES DE UMA REDE NEURAL 20
2.6 - ARQUITETURAS DAS REDES 26
2.7 - TIPOS DE APRENDIZAGEM 27
2.8 - REPRESENTAÇÕES LOCAL E DISTRIBUÍDA 29
2.9 - ALGUNS MODELOS IMPORTANTES 29
2.9.1 - *Perceptron* 30
2.9.2 - *Adaline* 31
2.9.3 - *Perceptrons* de Múltiplas Camadas (*MLP*) 31
2.9.4 - Rede de Funções Base Radial (*RBF*) 35
2.9.5 - Redes de *Kohonen* 36
2.9.6 - Redes de *Hopfield* 36

3 - APLICAÇÕES EM GEOTECNIA 38
3.1 - INTRODUÇÃO 38

3.2 - CORRELAÇÕES 39
3.3 - MODELOS CONSTITUTIVOS 43
3.4 - PROSPECÇÃO 46
3.5 - ESTABILIDADE DE TALUDES 48
3.6 - ESCAVAÇÕES 50
3.7 - FUNDAÇÕES 58
3.8 - GEOTECNIA AMBIENTAL 60
3.9 - OUTROS 63

4 - MATERIAIS E MÉTODOS 65
4.1 - INTRODUÇÃO 65
4.2 - CLASSIFICAÇÃO DE PADRÕES 68
4.3 - REDES NEURAIS E CLASSIFICAÇÃO DE PADRÕES 72
4.4 – REPRESENTAÇÃO DE DADOS 74
4.5 – ESCALAS PARA DADOS QUALITATIVOS 76
4.6 – PREPARAÇÃO DE DADOS 82
4.6 - SIMULADORES 82

5 - CLASSIFICAÇÕES PARA ESCAVAÇÕES SUBTERRÂNEAS 85
5.1 - INTRODUÇÃO 85
5.2 - OS SISTEMAS DE CLASSIFICAÇÃO GEOMECÂNICA 88
5.2.1 - O sistema *RMR* 89
5.2.2 - O sistema *Q* 94
5.3 - UMA REPRESENTAÇÃO LOCAL PARA O SISTEMA *RMR* 100
5.4 - UMA REDE DE LINK FUNCIONAL PARA O SISTEMA *Q* 102
5.5 - A BASE DE DADOS DE CECIL (1970) 105
5.6 – PROCESSAMENTO DOS DADOS 110
5.7 – CLASSIFICAÇÃO NÃO-SUPERVISIONADA 123
5.8 – CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA 128
5.8.1 – Análise dos resultados 136

6 - CONSIDERAÇÕES FINAIS 150

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 154

ANEXOS 168

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Tipos de tarefas que podem ser realizadas pelas redes neurais artificiais (modificado de JAIN et al., 1996). 13

Figura 2.2 - Representação esquemática de um neurônio biológico. 18

Figura 2.3 - Representação do valor limiar (threshold) que a entrada em um neurônio deve superar para que a célula seja ativada (modificado de BEALE & JACKSON, 1990). 19

Figura 2.4 - Componentes básicos de um sistema neural artificial (RUMELHART et al. 1986). 21

Figura 2.5 - Classificação das arquiteturas de redes feed-forward e redes recorrentes (modificado de JAIN et al., 1996). 27

Figura 2.6 - Arquitetura de um Perceptron de três camadas (*MLP*). 33

Figura 2.7 - Interpretação geométrica do papel das camadas escondidas em um espaço de entrada bidimensional (LIPPMANN, 1987). 33

Figura 2.8 - Problema de análise estrutural resolvido com uma rede neural (modificado de FLOOD & KARTAN, 1994a). 34

Figura 2.9 - Saídas da rede apresentada na Figura 2.9b. (a) Neurônio escondido 1; (b) Neurônio escondido 2; (b) Neurônio escondido 3; (d) Somatório das entradas do neurônio de saída; (e) Resultado final do neurônio de saída (FLOOD & KARTAN, 1994a). 34

Figura 3.1 - Comparação entre valores de K medidos e calculados (GOH, 1995b). 41

Figura 3.2 - Rede neural e resultados experimentais (discretos) e simulados (contínuos) de ensaios de cisalhamento direto (DYMINSKY & RIBEIRO ,1995). 46

Figura 3.3 - Rede neural e representação perfis de resistividade aparente utilizados por PEZESHK et al. (1996). 48

Figura 3.4 - Previsão das velocidades de movimento em La Chenaula (MAYORAZ et al., 1996). 50

Figura 3.5 - Geometria da escavação escorada. 51

Figura 3.6 - Parâmetros geométricos da modelagem de SHI et al. (1997). 53

Figura 3.7 - Representação esquemática da rede utilizada por SHI et al. (1997). 53

Figura 3.8 - Resultados para o conjunto de treinamento da previsão do recalque máximo estabilizado (SHI et al., 1997). 54

Figura 3.9 - Resultados para o conjunto de teste da previsão do recalque máximo estabilizado (SHI et al., 1997). 54

Figura 3.10 - Efeito da velocidade de escavação nos recalques (ORTIGÃO & SHI, 1997). 55

Figura 3.11 - Efeito da profundidade relativa e do atraso no fechamento do arco invertido nos recalques (ORTIGÃO & SHI, 1997). 56

Figura 3.12 - Representação da rede utilizada por LEE & STERLING (1992). 57

Figura 3.13 - Curva de chegada de um ensaio de coluna. 61

Figura 4.1 – Seleção do tipo de modelo segundo a disponibilidade de dados empíricos e compreensão teórica do problema. 66

Figura 4.2 - Abordagens na construção dos modelos (HUDSON & HUDSON, 1993). 68

Figura 4.3 – Processo de reconhecimento/classificação (LOONEY, 1997). 70

Figura 4.4 – Separabilidade linear e não-linear no espaço de feições. (a) Classes linearmente separáveis. (b) Classes não-linearmente separáveis. (LOONEY, 1997). 71

Figura 4.5 – Rede neural para discriminação linear entre classes. 73

Figura 4.6 - Exemplo de representação "grandmother cell" (ANDERSON, 1995). 75

Figura 4.7 - Exemplo de representação por decomposição de feições (ANDERSON, 1995). 76

Figura 4.8 – Fontes de dados geológicos(KRUMBEIN & GRAYBILL, 1965). 78
Figura 4.9 - Escala nominal (PEREIRA, 1999). 80
Figura 4.10 - Escala ordinal (PEREIRA, 1999). 80
Figura 4.11 - Escala intervalar (PEREIRA, 1999). 81
Figura 4.12 - Escala proporcional (PEREIRA, 1999). 81
Figura 5.1 - Correlações entre tempo de auto-sustentação e comprimento do vão livre, em função de valores de RMR. 90
Figura 5.2 – Efeito da orientação do polo da descontinuidade para a classificação RMR (modificado de FRANCIS, 1991). 93
Figura 5.3 - Estimativa das categorias de suporte baseado no índice Q (BARTON *et al.*, 1974). 100
Figura 5.4 – Arquitetura para a rede RMR. 101
Figura 5.5 – Função de saída tipo escada da rede RMR. 101
Figura 5.6 – Arquitetura para a rede do Sistema Q. 103
Figura 5.7 – Função de saída tipo escada da rede do Sistema Q. 104
Figura 5.8 - Histograma de larguras de vão. 106
Figura 5.9 - Histograma de valores do índice *Q*. 106
Figura 5.10 - Histograma dos valores de *RQD*. 107
Figura 5.11 - Histograma de valores de *Jn*. 107
Figura 5.12 - Histograma de valores de *Jr*. 108
Figura 5.13 - Histograma de valores de *Ja*. 108
Figura 5.14 - Histograma de valores de *Jw*. 109
Figura 5.15 - Histograma de valores de *SRF*. 109
Figura 5.16 – Processo de amostragem na classificação de um maciço rochoso. 112
Figura 5.17 – Vetor padrão na classificação de um maciço rochoso. 113
Figura 5.18 – Escalas para extração de feições na classificação de um maciço rochoso. 114
Figura 5.19 – Espaços de feições na classificação de um maciço rochoso. 115
Figura 5.20 – Espaço de feições bidimensional para o sistema Q. Dados de CECIL (1970). 117

Figura 5.21 – Espaço de feições tridimensional para o sistema Q. Dados de CECIL (1970). 118
Figura 5.22 – Espaço de feições bidimensional para o sistema Q. Dados de CECIL (1970), selecionados por BARTON et al. (1974). 119
Figura 5.23 – Espaço de feições bidimensional para o sistema Q. Dados de CECIL (1970), selecionados por BARTON et al. (1974). 120
Figura 5.24 – Esquemas de 6 casos históricos, numeração de CECIL (1970), apresentados por BARTON et al. (1974). 121
Figura 5.25 – Esquemas de mais 6 casos históricos, numeração de CECIL (1970), apresentados por BARTON et al. (1974). 122
Figura 5.26 – Teste de julgamento de similaridade (ANDERSON, 1995). 124
Figura 5.27 – Resultado da classificação não supervisionada, espaço de feições tridimensional, valor limiar 0,7. 125
Figura 5.28 – Resultado da classificação não supervisionada, espaço de feições quadridimensional, valor limiar 0,7. 126
Figura 5.29 – Visualização dos clusters no espaço de feições tridimensional, valor limiar 0,7. 127
Figura 5.30 – Rede MLP com três entradas e quatro saídas. 129
Figura 5.31 – Dados de treinamento, ancoragem. 130
Figura 5.32 – Dados de treinamento, concreto projetado. 131
Figura 5.33 – Dados de treinamento, concreto projetado com tela. 132
Figura 5.34 – Dados de treinamento, arco de concreto moldado. 133
Figura 5.35 – Mapeamento do domínio para saída ancoragem. 138
Figura 5.36 – Mapeamento do domínio para saída ancoragem (planos log10(RQD/Jn/D) = -1,6; -1; 0; 1). 139
Figura 5.37 – Mapeamento do domínio para saída ancoragem (planos log10(Jw/SRF) = -1,4; -1; 0,5; 0). 140
Figura 5.38 – Mapeamento do domínio para saída concreto projetado. 141
Figura 5.39 – Mapeamento do domínio para saída concreto projetado (planos log10(RQD/Jn/D) = -1,6; -1; 0; 1). 142

Figura 5.39 – Mapeamento do domínio para saída concreto projetado (planos log10(RQD/Jn/D) = -1,6; -1; 0; 1). 142

Figura 5.40 – Mapeamento do domínio para saída concreto projetado (planos log10(Jw/SRF) = -1,4; -1; 0,5; 0). 143

Figura 5.41 – Mapeamento do domínio para saída concreto projetado com tela. 144

Figura 5.42 – Mapeamento do domínio para saída conc. projetado com tela (planos log10(RQD/Jn/D) = -1,6; -1; 0; 1). 145

Figura 5.43 – Mapeamento do domínio para saída conc. projetado com tela (planos log10(Jw/SRF) = -1,4; -1; 0,5; 0). 146

Figura 5.44 – Mapeamento do domínio para saída arco de concreto moldado. 147

Figura 5.45 – Mapeamento do domínio para saída arco de concreto moldado (planos log10(RQD/Jn/D) = -1,6; -1; 0; 1). 148

Figura 5.46 – Mapeamento do domínio para saída arco de concreto moldado (planos log10(Jw/SRF) = -1,4; -1; 0,5; 0). 149

Figura A.1 – Mapeamento do domínio para as saídas. 175

LISTA DE TABELAS

Tabela 1.1 – Aspectos relevantes das classificações geomecânicas e das redes neurais artificiais. 7

Tabela 2.1 - Computador de von Neumann versus sistema neural biológico (modificado de JAIN et al., 1996). 11

Tabela 4.1 – Tabela do ou exclusivo (XOR). 74

Tabela 4.2 - Algoritmo *backprogation* modificado. 83

Tabela 5.1 - Sistema RMR de BIENIAWSKI (1989). 91

Tabela 5.2 - Recomendações para escavação e suporte de um túnel em rocha, com vão livre de 10m, de acordo com o sistema RMR. 92

Tabela 5.3 - Parâmetros para a classificação pelo sistema Q. 96

Tabela 5.4 - Valores de ESR em função da natureza da escavação. 99

Tabela 5.4 – Resultado do treinamento da rede neural supervisionada. 134

Tabela A.1 - Identificação do projeto e descrição. 169

Tabela A.2 - Parâmetros do Sistema Q. 171

Tabela A.3 - Parâmetros complementares. 173

RESUMO

LINS, P.G.C. (2001) *Classificação de maciços rochosos: Uma abordagem por redes neurais.* Tese (Doutorado). Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo. 132p.

Os sistemas de classificações de maciços rochosos e as redes neurais artificiais possuem diversas similaridades. Existem características que estão presentes nos dois tipos de sistemas: bases de dados são usadas para o seu desenvolvimento; e pesos são parte da representação do conhecimento.

Os principais sistemas de classificações geomecânicas (Sistema Q e RMR) podem ser escritos como representações neurais locais. Tais representações permitem uma melhor compreensão do processo de classificação e identificação de padrões realizado pelas classificações convencionais.

Experimentos computacionais foram realizados com modelos de redes neurais não-supervisionados e supervisionados. Os modelos não supervisionados permitiram uma melhor compreensão da distribuição dos dados no espaço de feições. Um modelo supervisionado permitiu realizar um mapeamento do tipo de suporte utilizado para escavações subterrâneas em todo domínio do espaço de feições. Importantes relações entre características de regiões do domínio com o tipo de suporte utilizado foram encontradas.

Palavras-chave: 1. Classificações de Maciços Rochosos. 2. Redes Neurais Artificiais. 3. Escavações Subterrâneas. 4. Túneis.

ABSTRACT

LINS, P.G.C. (2001) *Rock Mass Classification: A neural network approach.* Tese (Doutorado). Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo. 132p.

Rock mass classification systems and artificial neural networks have several similarities. There is some characteristics present in both systems: data bases are used in they development, and weights are part of the knowledge representation.

The main rock mass classification systems (*Q*-system and *RMR*) can be written as local neural network representations. This representation helps a better understanding of the pattern classification and identification process made by the conventional classifications.

Computational experiments were made with unsupervised and supervised neural networks models. Unsupervised models allow a better understanding of the data in the feature space. A supervised model allow to make a mapping of the support type used in underground excavation in all feature space domain. Important relations between domain regions characteristics and type of support used were found.

Keywords: 1. Rock Mass Classification. 2. Artificial Neural Networks. 3. Underground Excavation. 4. Tunnels.

Capítulo 1

INTRODUÇÃO

1.1 - MOTIVAÇÃO

A solução de problemas da Engenharia Geotécnica é usualmente realizada através de abordagens teóricas e empíricas. A convivência destas duas abordagens deve-se à existência de incertezas na definição da geologia e do comportamento do maciço. Nas últimas décadas ocorreu um notável avanço nas técnicas de prospecção e na compreensão do comportamento do material, entretanto a convivência de teoria e empirismo continua se mostrando importante para o desenvolvimento de projetos geotécnicos.

A incerteza em relação a condições geológicas e aos parâmetros geotécnicos é talvez a mais distinta característica da geomecânica comparada com outros campos da engenharia. Isto é evidenciado pelo papel central do "julgamento de engenharia", adaptável ao enfoque de projeto e outros procedimentos para delimitar e prevenir-se contra a incerteza. A profissão desenvolveu várias estratégias qualitativas que buscam tratar o problema de maneira mais racional (EINSTEIN & BAECHER, 1982).

No passado, segundo palavras de Terzaghi transcritas por PECK (1969), apenas duas abordagens eram utilizadas para superar as incertezas: 1) adotar um fator de segurança excessivamente alto; ou 2) adotar simplificações baseadas na 'experiência'. Estas abordagens apresentam vários problemas; a primeira opção é

dispendiosa e a segunda perigosa, além do que a 'experiência' é um fator que pertencia a indivíduos não podendo ser repassada à coletividade técnica.

Atentando para essas particularidades de um projeto geotécnico, Terzaghi sistematizou a abordagem de projeto do "*learn-as-you-go*", que recebe a denominação de Método Observacional. Segundo PECK (1969) o que caracteriza o Método Observacional de Terzaghi são os oito pontos seguintes:

1) Exploração suficiente para estabelecer a natureza geral, padrões e propriedades dos depósitos, mas não necessariamente em detalhe.
2) Estimativa da condição mais provável e da mais desfavorável que se possa conceber para estas condições. Nesta estimativa a geologia possui o maior papel.
3) Estabelecimento de um projeto trabalhando com hipóteses com comportamento antecipado nas condições mais prováveis.
4) Seleção de quantidades a serem observadas quando da construção e cálculo destas com base nas hipóteses de trabalho.
5) Cálculo das mesmas quantidades sob as condições mais desfavoráveis, compatíveis com os dados disponíveis das condições de sub-superfície.
6) Seleção ou modificação, com o avanço do curso da ação, do projeto para cada desvio significante entre o comportamento observado e o previsto pelas hipóteses de trabalho.
7) Medida das quantidades a serem observadas e avaliação das condições de campo.
8) Modificação do projeto para satisfazer as condições de reais encontradas em campo.

A aplicação de cada passo do método depende da natureza e da complexidade do trabalho (PECK, 1969). Assim como tanto o custo como o tipo de auscultação e instrumentação deve ser compatível com o custo e o tipo da construção.

A característica de retro-alimentação do projeto com informações de campo do Método Observacional de Terzaghi também está presente em outras Escolas de

projeto. O Novo Método Austríaco de Túneis (*NATM*) tem entre os seus princípios a observação instrumental para controle da otimização do suporte. Dentro da proposta do *NMT* (*Norwegian Method of Tunnelling*) o projeto preliminar é baseado no mapeamento de campo, interpretação de sondagens e geofísica, mas o suporte final é selecionado durante a construção do túnel baseado no mapeamento dos afloramentos e no uso das recomendações do Sistema *Q*.

Os métodos observacionais possuem um ciclo de retro-alimentação dos modelos utilizados no projeto, em tempo de execução da escavação. Desta forma ocorre um ajuste no modelo, usualmente nos parâmetros do modelo. Isto se realiza para que o modelo possa representar a realidade de forma suficientemente fidedigna, permitindo assim que a execução da obra ocorra com segurança. Retro-alimentação, com ajuste de parâmetros, para correção de erros, é desta forma também que ocorre o funcionamento do algoritmo *backpropagation*, utilizado para o treinamento do *perceptron* de múltiplas camadas (*MLP*), que é a rede neural mais utilizada em aplicações geotécnicas.

Todos estes sistemas podem ser identificados como pertencentes à categoria de método observacionais da classificação de BIENIAWSKI (1989) para os métodos de projeto de escavações subterrâneas, que agrupa os métodos de projeto em três categorias. Esta divisão é principalmente didática visto que é usual aplicar os três tipos de métodos em um mesmo projeto. Estas categorias de projeto são:

1) *Métodos analíticos*: o projeto é realizado baseado em resultados de técnicas de análises como as soluções analíticas fechadas, métodos numéricos, (MEF, MDF, MEC, etc.), simulações analógicas (elétricas e fotoelásticas) e modelagem física.
2) *Métodos observacionais*: onde fia-se no resultados de instrumentação durante a obra para detectar instabilidade e na análise da interação maciço e suporte. Embora considerado um método separado, é usado para verificar os resultados e as previsões dos outros métodos.
3) *Métodos empíricos*: utilizam-se estudos de obras anteriores para prever o comportamento de obras posteriores. Um exemplo clássico em Mecânica das

Rochas são as classificações de maciços rochosos, também conhecidas como classificações geomecânicas.

Embora as classificações sejam "explicitamente" métodos empíricos, elas estão presentes nos outros métodos. Para os métodos analíticos as classificações auxiliam na determinação de parâmetros. Como pode ser observado, o *NMT* possui uma relação explicita com o Sistema *Q* (GRIMSTAD & BARTON, 1993).

Vários novos instrumentos vêm sendo utilizadas para a solução de problemas geotécnicos. DUDT (1993) destaca os sistemas especialistas, as redes neurais artificiais, as abordagens probabilísticas e a lógica difusa. Neste texto apenas as redes neurais artificiais serão objeto de estudo.

As bases do desenvolvimento da teoria das redes neurais artificiais data da primeira metade do século XX, entretanto foi depois da publicação do compêndio editado por RUMELHART *et al.* (1986) que a aplicação das redes nas mais diferentes área cresceu rapidamente.

O termo rede neural artificial refere-se a um sem número de modelos computacionais que podem "aprender" por extração de regularidades de uma massa de dados. As redes neurais artificiais foram desenvolvidas inspiradas no funcionamento dos neurônios biológicos. Atualmente existem aplicações das redes neurais em diversos ramos do conhecimento: economia, medicina, engenharia, entre outros.

As redes neurais artificiais possuem diversas características que as qualificam como ferramenta de análise de problemas geotécnicos. Além da capacidade de aprendizado uma rede neural possui a capacidade de realizar generalizações, isto é, após a rede aprender características de uma categoria geral de objetos baseada em uma série de exemplos daquela categoria, a rede pode apresentar respostas idênticas ou similares as respostas treinadas para entradas não treinadas. Estas entradas guardam certas semelhanças com os padrões de entrada treinados. Algumas redes

possuem a capacidade de se auto-organizar, realizando generalizações sobre os padrões de entrada utilizados no treinamento sem receber nenhuma instrução específica sobre o que aprender.

A utilização de redes neurais em geotecnia tem sido levantada por diversos autores. Como exemplo pode-se citar GHABOUSSI (1992) que levanta a possibilidade de aplicações de redes neurais artificiais em: classificação de solos, determinação do potencial de liquefação de depósitos de areias, elaboração de modelos constitutivos e comportamento do material *in situ*. No Brasil dentre os trabalhos pioneiros na utilização de redes neurais em geotecnia pode-se citar o de DYMINSKY *et al.* (1995) na elaboração de modelos constitutivos e o de LOLLO & ZUQUETTE (1996) que descreviam a perspectiva de utilização das redes neurais no mapeamento geotécnico através da técnica de avaliação do terreno. DYMINSKI (2000) que utiliza diferentes modelos de *MLP* para interpretação de provas de carga dinâmica de fundações, para modelar o comportamento tensão x deformação de diferentes tipos de solos e para interpretação de investigações do subsolo. LOLO (2000) que apresenta os resultados de identificação de padrões de relevo representados como perfis e modelos digitais. O estudo da literatura mostra que o leque de aplicações é muito mais amplo, conforme pode ser verificado no Capítulo 3 deste texto.

Como pode ser observado neste texto as redes neurais podem ser aplicadas tanto em abordagens empíricas como em abordagens teóricas.

Cabe distinguir que as redes neurais artificiais distinguem-se da chamada Inteligência Artificial Clássica, onde se busca a criação de heurísticas para a solução de determinadas classes de problemas. Estas heurísticas assumem que os problemas podem ser resolvidos pela aplicação de seqüências de regras formais para a manipulação de símbolos. Este tipo de "processamento simbólico" é realizado facilmente por computadores convencionais (CAUDILL & BUTLER, 1990). Para uma descrição detalhada das aplicações das técnicas de Inteligência Artificial

Clássica em geotecnia sugere-se os textos de TOLL (1997) e BERNARDI & SARDINHA (1994).

1.2 - OBJETIVOS E JUSTIFICATIVA

O objetivo principal desta tese é explorar a capacidade de classificação das redes neurais artificiais no estudo do problema de classificação de maciços rochosos. Tais classificações são elaboradas usualmente de forma empírica, buscando relacionar as feições do maciço rochoso com o comportamento do maciço quando nele é realizada uma intervenção de Engenharia. O formalismo das classificações baseadas em redes neurais ajuda a compreender como "funcionam" as classificações e apontam caminhos novos para trabalhar com o empirismo na prática da geotecnia.

Como objetivos específicos tem-se: 1) a avaliação do funcionamento das classificações geomecânicas convencionais utilizadas no projeto de escavações subterrâneas; 2) buscar relações entre as feições que caracterizam os maciços rochosos, em termos do seu comportamento de engenharia, e o sistema de suporte necessário para manter a escavação estável.

O desenvolvimento dos sistemas de classificações geomecânicas é usualmente feito sem a utilização de nenhuma sistemática específica. Deve-se destacar que, se por um lado, existe um elemento subjetivo no desenvolvimento das classificações, por outro lado, as próprias classificações, conforme afirma BIENIAWSKI (1989), constituem-se em uma base comum para compreensão das características e comportamento dos maciços rochosos, permitindo uma melhor comunicação entre os profissionais envolvidos em um projeto em um maciço rochoso.

Os sistemas de classificações geomecânicas e as redes neurais artificiais possuem similaridades e aspectos interessantes a serem levados em conta conforme pode ser observado na Tabela 1.1. Ambas são desenvolvidas, ou treinadas, a partir de

base de dados de experiências anteriores e ambas utilizam pesos no processamento das informações. No momento atual, as classificações são aplicadas na prática de projeto de Engenharia de Maciços Rochosos, já as redes neurais possuem aplicações potenciais ou acadêmicas. As classificações são desenvolvidas de forma empírica, enquanto que as redes neurais possuem uma sólida base matemática e metodológica para seu desenvolvimento. O formalismo encontrado no desenvolvimento das redes neurais é um dos caminhos para o desenvolvimento dos sistemas de classificação geomecânicas em bases menos subjetivas.

Tabela 1.1 – Aspectos relevantes das classificações geomecânicas e das redes neurais artificiais.

Classificação Geomecânica	*Rede Neural Artificial*
Desenvolvida a partir de BD	Necessita de BD para treinamento
Utiliza pesos no processamento	Utiliza pesos no processamento
Utilizada na prática de projetos em rocha	Aplicações potenciais em MR
Desenvolvida empiricamente	Desenvolvida com sólida base matemática

1.3 - ORGANIZAÇÃO DA TESE

Esta tese foi dividida em seis capítulos:

- Capítulo 1: Introdução.

- Capítulo 2: Neste capítulo é apresentada uma descrição dos tipos de tarefas que uma rede neural pode desempenhar; um breve histórico; o funcionamento do neurônio biológico; uma descrição dos componentes de uma rede neural; os tipos de arquitetura de redes; os tipos de aprendizagem; a diferença entre representação local e distribuída; e por fim são apresentados alguns modelos usuais de redes neurais.

- Capítulo 3 — Os diversos tipos de aplicações de redes neurais em geotecnia são descritos: na classificação de solos; estabelecimento de correlações empíricas; modelos constitutivos; engenharia de fundações; estabilidade de taludes; escavações subterrâneas; geotecnia ambiental e outros tipos de aplicações.

- Capítulo 4: — O capítulo apresenta a teoria de classificações de padrões utilizando redes neurais artificiais para o desenvolvimento do modelo. As etapas da construção de construção de um modelo de rede neural para aplicação em geotecnia são apresentadas. São traçadas ainda considerações sobre a representação de dados quantitativos e qualitativos. Por fim os simuladores utilizados e desenvolvidos especificamente para são descritos.

- Capítulo 5: — O capítulo apresenta um estudo das classificações geomecânicas convencionais para escavações subterrâneas sob a ótica das redes neurais artificiais. A modelagem do problema de classificação de maciços rochosos é descrita. Um modelo não-supervisionado foi implementado para analisar a distribuição dos dados de casos de obra nos espaços de feições escolhidos. Os resultados permitiram a seleção de um espaço de feições tridimensional que serve de entrada para uma rede neural que relaciona estes parâmetros com o tipo de suporte utilizado. Um rede supervisionada foi treinada para permitir o mapeamento de todo o domínio e a visualização de relações entre as regiões do espaço de feições e o tipo de suporte adotado.

- Capítulo 6: — O capítulo levanta as principais conclusões do trabalho e indica algumas sugestões para trabalhos futuros.

Capítulo 2

REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

2.1 - INTRODUÇÃO

O projeto e desenvolvimento de sistemas naturais e artificiais tem exigido dos profissionais de Engenharia Civil, uma capacidade de modelar e prever o comportamento destes sistemas. O comportamento de muitos destes sistemas é governado por múltiplas variáveis não-lineares (algumas desconhecidas), interrelacionadas, exibindo variação no tempo. Medidas das variáveis apresentam ruídos ou são incompletas, e o ambiente não é totalmente controlável (GARRETT Jr., 1994).

Numerosos avanços vêm sendo obtidos nos últimos anos no desenvolvimento de sistemas inteligentes, particularmente os que têm seu funcionamento inspirado nas redes neurais biológicas. Pesquisadores das mais variadas disciplinas têm utilizado as redes neurais artificiais para a solução dos mais diversos tipos de problemas. Destacam-se a resolução de problemas envolvendo dados incompletos e com ruído, projeto e controle de sistemas complexos onde o comportamento não é rigorosamente conhecido precisando ser estimado.

Visto que muitos dos problemas geotécnicos envolvem sistemas complexos, dados imprecisos ou ruidosos, a aplicação das redes neurais em Geotecnia, mostra-se bastante promissora. Observa-se esta potencialidade concretizando-se com a grande quantidade de trabalhos publicados sobre o assunto nos últimos anos.

Este capítulo apresenta uma descrição de alguns dos principais sistemas computacionais que atendem pela denominação de redes neurais artificiais. Inicialmente são apresentadas algumas das principais vantagens deste tipo de modelo computacional, um breve histórico e uma descrição do funcionamento dos neurônios biológicos. Segue apresentada uma descrição dos neurônios artificiais, tipos de arquitetura das redes, regras de aprendizado. Por fim são apresentadas algumas das redes mais utilizadas em aplicações na Engenharia Geotécnica.

A elaboração deste texto baseou-se principalmente nos textos de ARAÚJO (1996), BEALE & JACKSON (1990), HRYCEJ (1992), FREEMAN & SKAPURA (1993), KOVÁCS (1996) DOWLA & ROGERS (1995); BRAGA *et al.* (2000) e nos trabalhos de LIPPMANN (1987), KEMPKA (1994a), KEMPKA (1994b), FLOOD & KARTAN (1994a), FLOOD & KARTAN (1994b) e JAIN *et al.* (1996).

2.2 - VANTAGENS DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Os computadores modernos são capazes de realizar melhor uma série de tarefas que o ser humano, como cálculos numéricos e outros relacionados a manipulação de símbolos. Entretanto os seres humanos são capazes de realizar bem melhor outros tipos de tarefas, como por exemplo reconhecer uma pessoa. Pergunta-se: qual seria o fator responsável por esta diferença? A arquitetura de um sistema nervoso biológico é completamente diferente da arquitetura do computador convencional - o computador de von Neumann (Tabela 2.1). Estas diferenças de arquitetura afetam diretamente o tipo de função que cada tipo de modelo computacional pode desenvolver (JAIN *et al.*, 1996).

Tabela 2.1 - Computador de von Neumann *versus* sistema neural biológico (modificado de JAIN *et al.*, 1996).

	Computador de von Neumann	*Sistema neural biológico*
Processador	Complexo Alta velocidade Um ou poucos	Simples Baixa velocidade Grande número
Memória	Separada do processador Localizada Não-endereçável pelo conteúdo	Integrada com o processador Distribuída Endereçável pelo conteúdo
Computação	Centralizada Seqüencial Programas armazenados	Distribuída Paralela Aprendizado
Confiabilidade	Muito vulnerável	Robusto
Adequação	Manipulação numérica e simbólica	Problemas de percepção
Ambiente operacional	Bem definido Muito restrito	Pouco definido Não restrito

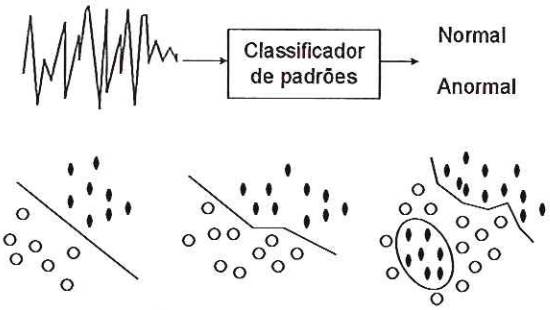
Numerosos esforços para o desenvolvimento de programa "inteligentes" baseado no computador de von Neumann não têm resultado em programas inteligentes genéricos. Inspiradas nas redes neurais biológicas, as redes neurais artificiais são sistemas computacionais altamente paralelos, consistindo em um grande número de processadores simples com muitas interconexões. Os modelos de redes neurais artificiais esforçam-se para utilizar alguns princípios organizacionais semelhantes aos que se acreditam existir na mente humana. A modelagem do sistema nervoso biológico utilizando redes neurais artificiais pode trazer também uma melhor compreensão do funcionamento das funções biológicas.

As redes neurais não contêm dados ou algoritmos com instruções em um sistema de memória separada. Ao invés disto a rede neural armazena os dados em

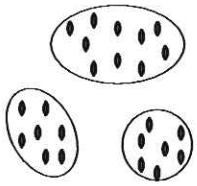
toda a parte da rede em padrões de peso, interconexão e estados dos neurônios. Uma rede neural não segue o processo de buscar-executar-armazenar de um computador digital convencional; o que se tem é que a rede responde globalmente ao estímulo de um padrão de entrada (CAUDILL & BUTLER, 1990).

Os tipos de tarefas que uma rede neural artificial pode realizar podem ser reunidos, segundo JAIN *et al.* (1996), em sete grupos: classificação de padrões; categorização; aproximação de funções; previsão; otimização; memória endereçável pelo conteúdo e controle (Figura 2.1). Cada grupo de tarefas é descrito a seguir:

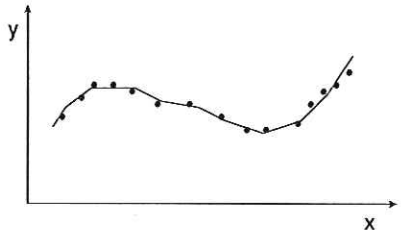
- *Classificação de padrões*: a tarefa consiste em relacionar um padrão de entrada com uma classe pré-definida (ex.: dado um conjunto de índices físicos e uma classificação de solos tradicional, pode-se treinar uma rede para reproduzir a classificação);
- *Categorização*: consiste em explorar similaridade entre padrões e agrupar padrões conhecidos. Pode-se compreender a categorização como um tipo de classificação de padrões não-supervisionada (ex.: utilizando uma base de dados criar uma nova classificação de solos);
- *Aproximação de funções*: consiste em encontrar uma função que represente um conjunto de dados conhecidos, sendo que estes dados podem apresentar algum tipo de ruído ou pequenos erros de leitura (ex.: aproximar uma curva tensão x deformação de uma rocha);
- *Previsão*: conhecido um conjunto de dados temporais, pode busca-se prever o próximo acontecimento (ex.: dada uma seqüência de leituras de uma instrumentação de campo, como um inclinômetro, e outras medidas como precipitação ou variações na pressão neutra, prever a próxima leitura);
- *Otimização*: consiste em dado um objetivo e restrições, encontrar, dentro do conjunto das soluções factíveis, a solução que melhor atende o objetivo (ex.:



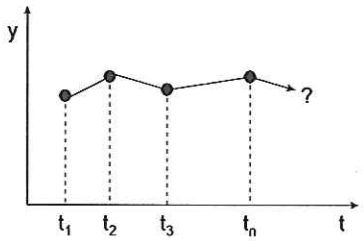
(a) classificação de padrões



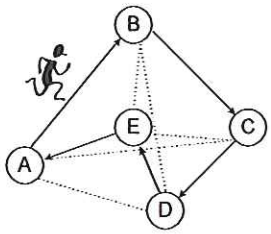
(b) categorização



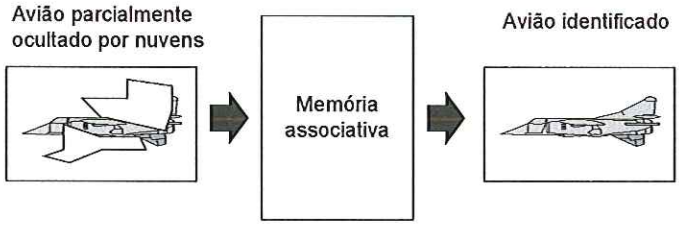
(c) aproximação de funções



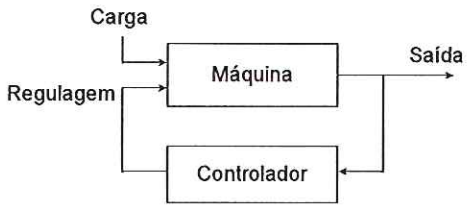
(d) previsão



(e) otimização



(f) memória endereçável pelo conteúdo



(g) controle

Figura 2.1 - Tipos de tarefas que podem ser realizadas pelas redes neurais artificiais (modificado de JAIN *et al.*, 1996).

busca de superfície crítica na análise de estabilidade de taludes, ou a solução de alguns problemas de análise limite);

- *Memória endereçável pelo conteúdo*: é um tipo de aplicação onde um padrão é relacionado com ele mesmo; assim, caso este padrão esteja incompleto ou com ruído, é possível reconstruí-lo (ex.: conhecido o levantamento incompleto de um maciço rochoso de uma determinada região, pode-se levantar os dados que faltam ao levantamento);
- *Controle*: consiste, em um dado sistema em funcionamento, gerar uma instrução para que o sistema se comporte segundo um modelo de referência (ex.: em uma escavação subterrânea com os dados da instrumentação, poder-se-ia definir a forma de avanço para que a escavação atenda a determinado padrão de segurança).

2.3 - HISTÓRICO

O primeiro modelo matemático de uma rede neural artificial foi desenvolvido por McCulloch e Pitts em 1943[1]. Tratava-se de um simples neurônio que trabalhava em um processo de decisão lógica tipo verdadeiro ou falso. No modelo, o neurônio era composto de uma simples unidade de processamento, ativada pela soma ponderada das entradas e a saída computada por uma função *threshold* bi-estável (0 ou 1). A combinação de várias unidades poderia, teoricamente, representar qualquer função lógica ou matemática.

Buscando diminuir a distância entre ciência neurológica e psicologia, Hebb em 1949[2], explica o processo de aprendizagem partindo do seguinte princípio: "Quando o axônio de uma célula A está suficientemente próximo para excitar uma célula B e repetida e insistentemente toma parte na emissão de sinal elétrico da célula

---

[1] MCCULLOCH, W.S. & PITTS, W. (1943) A logical calculus of the ideas imminent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, p.115-133.

[2] HEBB, D. (1949) *The organization of Behavoir*. Wiley, New York.

B, algum processo de crescimento ou mudança metabólica acontece em uma ou ambas as células tal que a eficiência da célula A para fazer a célula B disparar, é aumentada".

Rosenblatt em 1958[3] demonstrou que o neurônio de McColloch e Pitts poderia ser treinado para resolver um problema linearmente separável, isto é, os conjuntos de classes podem ser separados por um hiperplano, em um número finito de passos. Rosenblatt denominou o modelo treinado de *Perceptron*.

Widrow e Hoff em 1960[4] desenvolveram o dispositivo Adaline (*adaptative linear element* originalmente denominado de *adaptative linear neuron*), sendo modelo utilizado com sucesso como um filtro de processamento de sinais. O modelo de aprendizagem era associado com o método dos mínimos quadrados, sendo chamado de regra delta, pois delta ou a diferença entre a saída calculada e a saída desejada era minimizada.

A publicação do livro *Perceptrons* de Minsky & Papert em 1969[5] praticamente paralisou as pesquisas sobre redes neurais artificiais durante quase duas décadas. Neste livro, os autores apresentam uma análise detalhada das capacidades e limitações dos *Perceptrons*, e demonstram que um *Perceptron* pode resolver apenas problemas linearmente separáveis. Assim uma tarefa simples como aprender uma tabela lógica de ou exclusivo (XOR) não poderia ser realizada por um *Perceptron*.

A década de 1970 e a primeira metade da década de 1980 foram uma era de estagnação para o desenvolvimento das redes neurais. Entretanto, destacam-se alguns

---

[3] ROSENBLATT, F. (1958) The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psycological Review*, 65. p.386-408.

[4] WIDROW, B. & HOFF, M.E. (1960) Adaptative switching circuits. In: IRE WESCON CONVENTION RECORD, New York. p.96-104.

[5] MINSKY, M. & PAPERT, S. (1969) *Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry*. MIT Press, Cambridge.

importantes trabalhos como o de Kohonem, em 1972[6], sobre memória associativa e o de Hopfield em 1984[7] com a aplicação das redes neurais em problemas de otimização.

A publicação de *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, editado por RUMELHART *et al.* (1986), marca o renascimento da pesquisa em redes neurais artificiais. Minsky e Papert haviam realizado uma análise correta do *Perceptron*; entretanto muitas das limitações do *Perceptron* foram superadas com o aumento da complexidade da rede, especificamente, com camadas intermediárias e de uma função *threshold* não-linear para o *Perceptron* multicamadas, e o algoritmo de aprendizagem *backpropagation*, também chamado de regra delta generalizada.

Posteriormente verificou-se que outros pesquisadores haviam desenvolvido independentemente trabalhos semelhantes, entretanto tratava-se de grupos de pesquisas em diversas áreas, que por vezes duplicavam esforços sem interfaces. RUMELHART *et al.* (1986) tem o mérito de restaurar o crédito do *Perceptron*, independentemente da alegação da autoria anterior (BEALE & JACKSON, 1990).

Após o trabalho de RUMELHART *et al.* (1986), a pesquisa em redes neurais artificiais teve um crescimento gigantesco. Em poucos anos multiplicaram-se os modelos de alguns poucos para muitas dezenas. Multiplicaram-se também os campos de aplicações das redes neurais.

---

[6] KOHONEN, T. (1972) Correlation associative memory. *IEEE Transactions on Computers*, C-21, p.353-359.

[7] HOPFIELD, J. (1984) Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons. *Biophysics, Proc. Nac. Acad. Sci.*, USA, 81, p.3088-3092

2.4 - O NEURÔNIO BIOLÓGICO

O cérebro humano é algo extremamente complexo que vem sendo muito estudado, mas ainda é pobremente compreendido. Não existem respostas satisfatórias o suficiente para questões fundamentais como "o que é minha mente?" e "como eu penso?". Existe uma compreensão básica da operação da mente em um nível elementar. O cérebro contém aproximadamente 10^{10} unidades básicas, os neurônios. Cada neurônio é conectado com aproximadamente 10^4 outros neurônios. O número de conexões no cérebro humano é de aproximadamente 10^{14} a 10^{15}. O número de neurônios é praticamente invariante ao longo da vida, sendo o processo de aprendizagem comandado pelo aumento da eficiência das ligações sinápticas.

O neurônio é a unidade básica de processamento do cérebro. Como qualquer célula biológica, o neurônio é delimitado por uma fina membrana celular que além da sua função biológica normal, possui determinadas propriedades que são essenciais para o funcionamento elétrico da célula nervosa. A partir do corpo celular, ou soma, projetam-se extensões filamentares, os dendritos e o axônio (Figura 2.2). De uma forma geral o neurônio possui muitas entradas (os dendritos) e uma saída (o axônio). As entradas ocorrem através de conexões sinápticas, que se conectam à árvore dendrital aos axônios de outras células nervosas. Os sinais que chegam por estes axônios são pulsos elétricos conhecidos como impulsos nervosos ou potênciais de ação, e constituem a informação que o neurônio processará de alguma forma para produzir como saída um impulso no seu axônio.

A grosso modo, pode-se dizer que as sinapses são regiões eletroquimicamente ativas, compreendidas entre duas membranas celulares: a membrana pré-sináptica, por onde chega um estímulo proveniente de uma outra célula, e a membrana pós-sináptica, que é a do dendrito. Nesta região intersináptica, o estímulo nervoso que chega à sinapse é transferido à membrana dendrital através de substâncias conhecidas como neurotransmissores. O resultado desta transferência é uma alteração no potencial elétrico da membrana pós-sináptica. Dependendo do tipo de neurotransmissor, a conexão será excitatória ou inibitória. Uma conexão

excitatória provoca uma alteração no potencial da membrana que contribui para a formação de um impulso nervoso no axônio de saída enquanto que uma conexão inibitória age no sentido oposto.

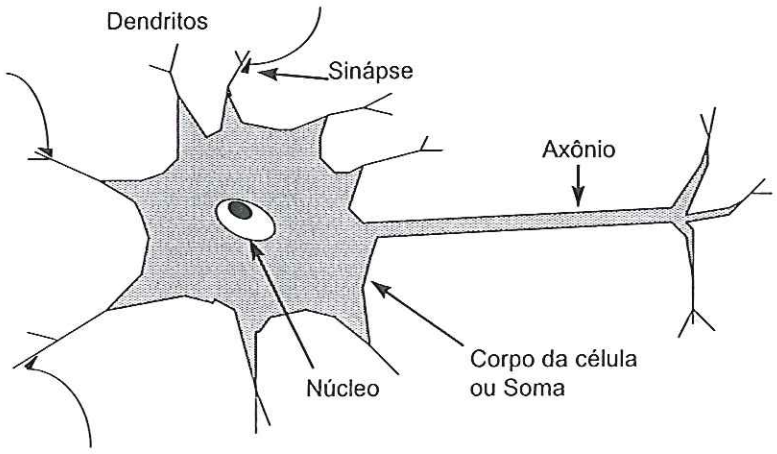


Figura 2.2 - Representação esquemática de um neurônio biológico.

O axônio ou fibra nervosa de um neurônio é um tubo filamentar delimitado pela membrana celular. Assim existe uma região interior à membrana e outra exterior a ela. Em repouso, isto é, sem a presença de um impulso nervoso, o interior da membrana está a um potencial eletronegativo de algumas dezenas de milivolts em relação ao exterior. Este é o potencial de repouso da membrana. Esta diferença de potencial é sustentada por um processo de difusão assimétrica de íons de sódio e potássio através da membrana, este processo é conhecido como bomba de sódio. Quando o potencial da membrana está menos eletronegativo do que seu potencial de repouso, diz-se que ela está despolarizada, e quando está mais eletronegativa diz-se que está hiperpolarizada. O impulso nervoso ou potencial de ação é uma onda de despolarização de curta duração - tipicamente entre algumas centenas de microsegundos e um milisegundo - que se propaga ao longo da membrana.

A formação de um potencial de ação na membrana axonal ocorre quando a membrana sofre uma despolarização suficientemente acentuada para cruzar um determinado valor conhecido como limiar de disparo ou *threshold*. Trata-se de um processo de tudo-ou-nada, o potencial só é concretizado caso o valor do *threshold*

seja superado (Figura 2.3). Neste momento a membrana se despolariza rapidamente, em questão de microssegundos, muito além do valor do limiar e em seguida retorna, bem mais lentamente, ao valor de repouso. Este fenômeno é o potencial de ação, que passa a se propagar ao longo da fibra nervosa, na forma de uma onda não atenuada, com uma velocidade de algumas dezenas de centímetros por segundo em fibras não mielinizadas a até 150 metros por segundo em fibras mielinizadas. Após a ocorrência de um impulso nervoso, a membrana entra em um período conhecido como período de refração absoluta, durante o qual é incapaz de produzir um outro potencial de ação, independentemente da intensidade da despolarização. Após este período, persiste um período de refração relativa, correspondendo a uma elevação no limiar de disparo que assintóticamente retorna ao seu valor normal. Durante este período de refração relativa, a fibra é capaz de produzir potencial de ação porém com despolarizações mais intensas.

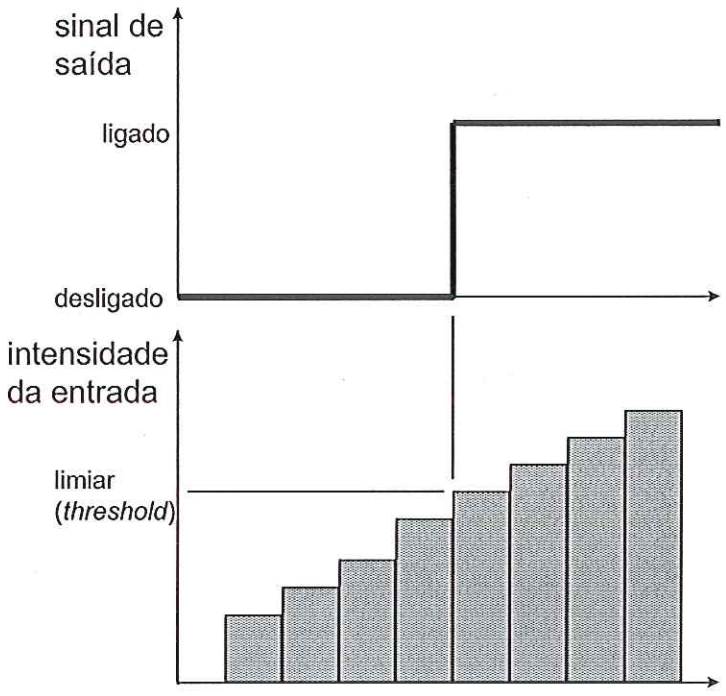


Figura 2.3 - Representação do valor limiar (*threshold*) que a entrada em um neurônio deve superar para que a célula seja ativada (modificado de BEALE & JACKSON, 1990).

2.5 - COMPONENTES DE UMA REDE NEURAL

Dentro do enorme conjunto de modelos que respondem pela denominação de redes neurais artificiais, RUMELHART *et al.* (1986) identificam oito aspectos fundamentais que são comuns a estes modelos:

- Um *conjunto de unidade de processamento.*
- Um *estado de ativação.*
- Uma *função de saída* para cada unidade.
- Um *padrão de conexão* entre essas unidades.
- Uma *regra de propagação* que propaga os padrões de ativação através da rede de conectividade.
- Uma *regra de ativação* que combinando as entradas que chegam à unidade com o estado de ativação corrente produzem um novo estado de ativação para a unidade.
- Uma *regra de aprendizagem* que modifica os padrões de conectividade por experiência.
- Um *ambiente* onde o sistema possa operar.

Os aspectos básicos destes sistemas são ilustrados no diagrama da Figura 2.4. O conjunto de unidades de processamento são indicadas por círculos no diagrama. Em cada tempo (t), cada unidade u_i possui um valor de ativação, denotado no diagrama por $a_i(t)$; este valor de ativação é passado por uma função f_i para produzir um valor de saída $o_i(t)$. Este valor de saída pode ser passado através de um conjunto de conexões (indicado por linhas e setas no diagrama) para outras unidades do sistema. Associado a cada conexão existe um número real, usualmente chamado de peso (*weight*) ou resistência (*strength*) da conexão, designado por w_{ij}, o qual determina a dimensão efeito que uma primeira unidade a_j tem em uma segunda unidade a_i.

Todas as entradas devem ser combinadas por algum operador (adição, na maioria dos sistemas). A combinação dos valores de entrada da unidade, e do estado corrente de ativação da unidade, determina através da função F, o novo valor de ativação. Os padrões de ativação não são necessariamente fixos no tempo, usualmente os pesos podem ser modificados em função da experiência. Desta forma o sistema pode se desenvolver de uma forma simples para uma mais complexa. O significado de cada unidade pode mudar com a experiência, e o sistema pode trabalhar de formas totalmente diferentes.

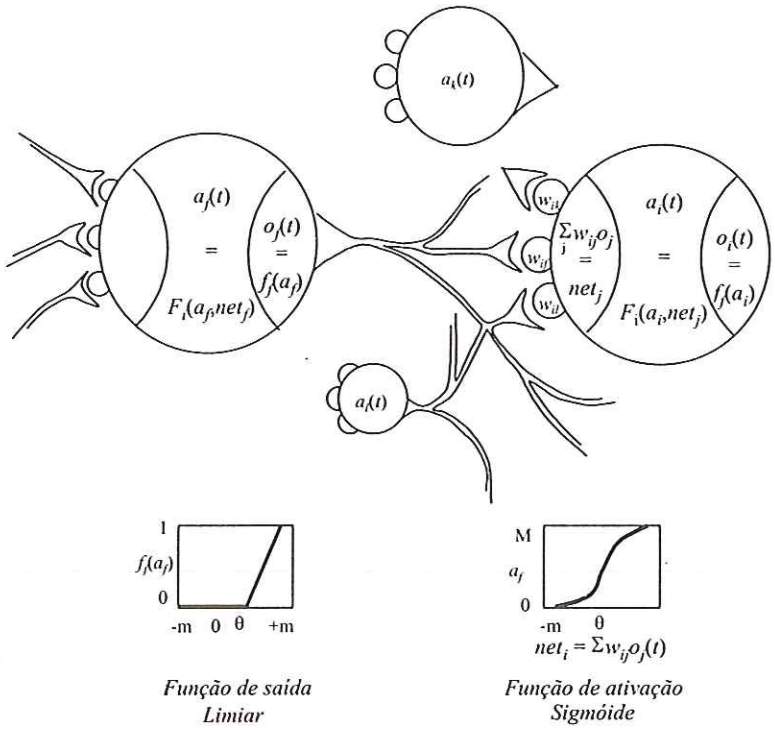


Figura 2.4 - Componentes básicos de um sistema neural artificial (RUMELHART *et al.* 1986).

A definição de um *conjunto de unidades de processamento* constitui-se no primeiro estágio de elaboração de um modelo de redes neurais. ARAÚJO (1996) destaca dois aspectos importantes: o primeiro é que cada unidade de processamento vai guardar semelhanças com uma célula neural biológica; o outro aspecto é o significado que as unidades da rede representam, individualmente ou em conjunto. Duas formas de representação são mais utilizadas: representação local e

representação distribuída. No primeiro caso cada unidade possui significado próprio e representa um único conceito ou possui significado mais geral. No caso da representação distribuída, as unidades representam apenas elementos abstratos e o conjunto delas determina um significado para os padrões. A idéia de que o conhecimento pode ser armazenado de forma distribuída entre as unidades e suas conexões é uma chave para compreender o funcionamento das redes neurais.

As unidades de processamento podem ser de *entrada*, *escondidas* ou de *saída*. As unidades de entrada recebem sinais de fontes externas ao sistema em estudo, as unidades de saída enviam sinais para fora do sistema. As unidades escondidas processam os sinais, mas não possuem contato com o mundo externo ao sistema. Em alguns modelos as unidades de entrada e saída podem ser coincidentes.

O *estado de ativação* do sistema é primariamente especificado por um vetor de N números reais, $a(t)$, representando o padrão de ativação em um conjunto de unidades de processamento, em um dado tempo t. Existem inúmeras possibilidades para representar o estado de ativação das unidades. Os valores de ativação podem ser discretos ou contínuos. No caso de valores discretos eles podem ser restritos ou não a uma faixa de valores. Valores discretos podem ser binários, ou restritos a um pequeno conjunto de valores.

A *função de saída*, $f_i(a_i(t))$, associa o valor corrente do estado de ativação da unidade, $a_i(t)$, com um sinal de saída $o_i(t)$ (assim, $o_i(t) = f_i(a_i(t))$). Em notação vetorial, o conjunto de valores de saída é representado por um vetor, $\mathbf{o}(t)$. Em alguns modelos o valor de saída é exatamente igual ao valor da ativação da unidade, neste caso a função de saída é a função identidade, $f(x) = x$. Em outros casos, a função de saída pode ser um tipo de função *threshold*, tal função não afeta outra unidade a menos que sua ativação exceda um certo valor. A função f pode ainda ser assumida como uma função estatística, onde o valor de saída da unidade de processamento depende de uma faixa de probabilidade de ocorrência dos valores de ativação.

O *padrão de conectividade* define como as unidades de processamento se conectam umas às outras. Este padrão de conectividade define o conhecimento do sistema e determina como o sistema irá responder a uma dada entrada. Cada conexão possui um peso associado a ela. Um peso positivo representa uma conexão excitatória, um peso negativo representa uma conexão inibitória e um peso nulo representa uma conexão desativada. Uma matriz de pesos **W** é uma representação conveniente para as conexões, onde cada elemento da matriz w_{ij} determina como uma unidade a_j excita, inibe ou não afeta uma unidade a_i. O padrão de conectividade representa as sinapses, sendo que o conhecimento está codificado nestes valores.

A regra de propagação define como os valores de entrada de uma unidade, juntamente com a matriz de pesos das conexões são combinados para produzir o efeito "sentido" pela unidade (chamado de *net input*). O valor de *net input* para a unidade *i* é denotado por $net_i(t)$. Para a maioria das aplicações $net_i(t)$ é calculado na forma de uma soma ponderada:

$$net_i = \sum_{j=1}^{n} w_{ij} x_j \tag{2.1}$$

onde, x_j é a entrada na unidade u_i, e w_{ij} é o peso da conexão da unidade u_j para a unidade u_i.

Embora a forma de computar $net_i(t)$ apresentada na Equação (2.1) seja a mais usual, RUMELHART *et al.* (1986) afirmam que outros tipos de regras de propagação podem ser utilizadas, que podem, por exemplo, processar as entradas de forma multiplicativa, assim:

$$net_i = \sum_{j=1}^{n} w_{ij} \prod_{j=1}^{n} x_j \tag{2.2}$$

As unidades que se utilizam da Equação (2.2) para calculo de $net_i(t)$ são chamadas de unidades Sigma-Pi.

A regra de ativação produz um novo estado de ativação para cada unidade combinando o *net input* de cada unidade com o estado de ativação corrente. Uma função F_i, toma os valores de ativação, $a_i(t)$, e do *net input*, $net_i(t)$, para produzir o novo estado de ativação. No caso mais simples, onde F_i é a função identidade, pode-se escrever que $a_i(t+1) = net_i(t)$. A função F_i pode ser de tipos tais como threshold, sigmoide ou outros. Usualmente o novo estado de ativação depende apenas do seu valor anterior e da entrada corrente. De forma geral, entretanto, pode-se escrever:

$$a_i(t+1) = F_i(a_i(t); net(t)_1, net(t)_2, \ldots) \tag{2.3}$$

A função F_i é chamada de regra de ativação.

A regra de aprendizagem modifica os padrões de conectividade permitindo que a rede aprenda por experiência. Em princípio isto envolve três tipos de modificações:

1. O desenvolvimento de novas conexões.
2. A perda de conexões existentes.
3. A modificação dos pesos entre conexões existentes.

Em princípio, as opções (1) e (2) podem ser consideradas como casos especiais da opção (3). O peso de uma conexão pode ser modificado de zero para um valor positivo ou negativo, o que tem o mesmo efeito do crescimento de uma nova conexão. Por outro lado, o peso de uma conexão pode ser modificado para zero, o que tem o mesmo efeito da perda da conexão.

Virtualmente as regras de aprendizado para modelos deste tipo podem ser considerados uma variante da regra de aprendizado Hebbiana, sugerida por Hebb em seu livro *Organization of Behaviour* de 1949. A idéia básica é a seguinte: se uma unidade, u_i, recebe sinais de outra unidade u_j; então, e se ambas estão muito ativas, o

peso da conexão w_{ij}, de u_j para u_i, deve crescer. Esta idéia pode ser representada de forma mais geral como:

$$\Delta w_{ij} = g(a_i(t), t_i(t))h(o_i(t), w_{ij}) \tag{2.4}$$

onde $t_i(t)$ é um tipo de entrada professor para a unidade u_i. De forma simplificada, a Equação (2.4) diz que a mudança na conexão de u_j para u_i é dada pelo produto de uma função $g()$, da ativação de u_i e da entrada professor t_i, e de outra função, $h()$, do valor de saída de u_i e do peso da conexão w_{ij}. Na versão mais simples do aprendizado Hebbiano não existe professor, e as funções g e h são simplesmente proporcional aos seus primeiros argumentos. Assim, tem-se:

$$\Delta w_{ij} = \eta a_i o_i \tag{2.5}$$

onde η é uma constante de proporcionalidade representando a taxa de aprendizado.

Uma outra variação comum toma $h(o_i(t), w_{ij}) = o_i(t)$ e $g(a_i(t), t_i(t)) = \eta(t_i(t) - a_i(t))$. Esta forma é chamada de regra de Widrow-Hoff, ou regra delta. Nesta forma a variação dos pesos é proporcional à diferença (ou delta) entre o estado de ativação desejado e o estado de ativação desejado (ou alvo), provido por um *professor*. Pode-se escrever:

$$\Delta w_{ij} = \eta(t_i(t) - a_i(t))o_i \tag{2.6}$$

A Equação (2.6) representa uma generalização da regra de aprendizado do *perceptron*, que é um modelo clássico de rede neural proposto em 1958 por Rosenblat.

Como será exposto no Capítulo 5 estes aspectos que caracterizam uma rede neural podem encontrar similaridades nos sistemas de classificação de maciços rochosos.

2.6 - ARQUITETURAS DAS REDES

Os neurônios de uma rede podem são conectados formando sua arquitetura. Cada conexão entre dois neurônios possui um peso associado. Baseado no padrão de conexões a rede pode ser agrupada em duas categorias:

- redes *feed-forward*: no padrão de conexões entre os neurônios não existem *loops*, isto é, as conexões são unidirecionais e a propagação se dá para frente;
- redes recorrentes: o padrão de conexões admite a existência de *loops*, as conexões podem ser bidirecionais e a propagação pode se dar tanto para frente como no sentido inverso.

Em redes *feed-forward* é comum que neurônios sejam dispostos em camadas. Um neurônio de uma camada pode ou não ser conectado com todos os neurônios das camadas seguintes. A Figura 2.5 apresenta algumas redes típicas de cada categoria. Cada diferente arquitetura está associada a um algoritmo de treinamento apropriado.

Os diferentes padrões de conexão definirão diferentes comportamentos da rede. Em geral, as redes *feed-forward* são estáticas, isto é estas redes produzem um único conjunto de saída quando lhes é apresentado um conjunto de entrada. Por outro lado as redes recorrentes são sistemas dinâmicos. Quando um padrão é apresentado, a saída é calculada, por causa das conexões recorrentes a rede é levada a um novo estado.

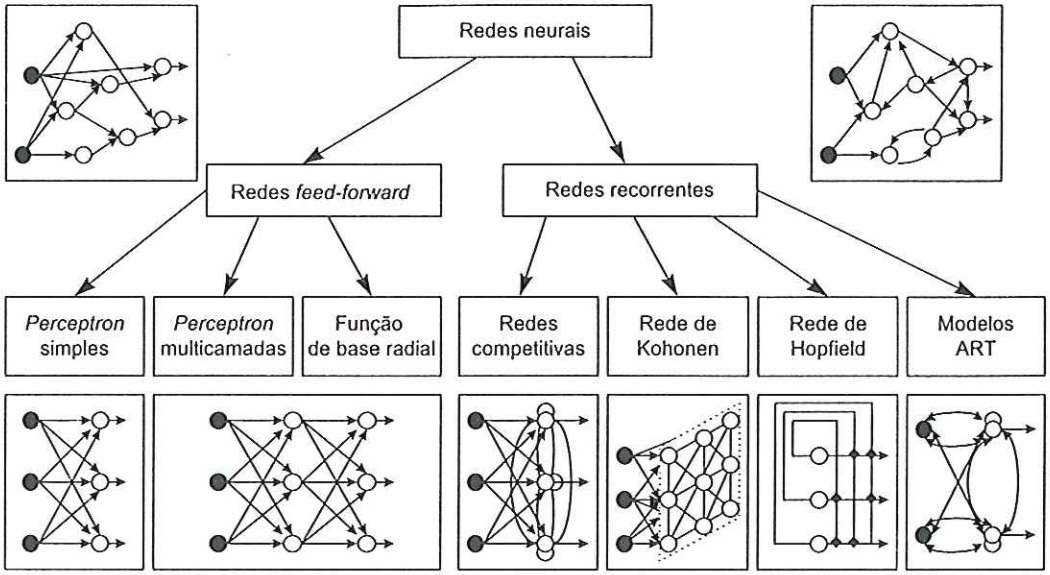


Figura 2.5 - Classificação das arquiteturas de redes *feed-forward* e redes recorrentes (modificado de JAIN *et al.*, 1996).

2.7 - TIPOS DE APRENDIZAGEM

A habilidade de aprender é essencial em se tratando de inteligência. No contexto das redes neurais o processo de aprendizagem pode ser visto como o problema de determinação dos pesos das conexões, de forma que, a rede fique apta a realizar uma tarefa específica. Uma rede neural usualmente "aprende" a partir de um conjunto de padrões disponíveis. Usualmente o processo de aprendizado se dá melhorando com o tempo o desempenho da rede atualizando, de forma iterativa, os pesos das conexões. Um dos maiores atrativos das redes neurais é exatamente a sua capacidade de aprender por exemplos, uma rede pode destacar regras de um conjunto de padrões.

Diferentes paradigmas de aprendizado por exemplos geram diferentes formas e quantidades de informações sobre exemplos individuais e o objetivo da aprendizagem. HRYCEJ (1992) divide os paradigmas de aprendizado em três grupos:

- Aprendizado supervisionado.
- Aprendizado não-supervisionado.
- Aprendizado por reforço.

O aprendizado supervisionado é caracterizado pelo conhecimento exato da resposta que está associada a cada padrão de entrada. Em problemas de classificação a classe que o padrão de entrada pertence é conhecida. Em problemas de mapeamento de funções, o valor da função é conhecido. Se a associação é completamente conhecida é fácil definir uma métrica de erro (o menor erro quadrático por exemplo) associada à resposta. Isto gera a possibilidade de comparar o desempenho com a resposta pré-definida (a "supervisão"), mudando a aprendizagem na direção em que o erro diminui.

Na aprendizagem não-supervisionada não se tem informação sobre o objetivo do aprendizado; tudo que é aprendido é consequência da regra de aprendizado obtida dos dados de treinamento. Este é o motivo deste tipo de aprendizado ser freqüentemente referenciado como auto-organização. Este tipo de aprendizagem pode ser utilizado para detectar regularidade de dados, como a pertinência em um conjunto de padrões similares ou com características altamente semelhantes. Associações realizadas por aprendizagem não-supervisionada define representações otimizadas para determinados conteúdos.

O aprendizado por reforço pode ser compreendido como uma combinação dos outros dois paradigmas. Na aprendizagem por reforço cada padrão está associado a uma informação (como na aprendizagem supervisionada) mas esta informação é muito restrita. Ela é formada apenas por uma declaração, para a resposta associada ao padrão, do tipo "resposta boa" ou "resposta ruim". O algoritmo de aprendizagem deve conseguir realizar as mudanças apenas com este tipo de informação, tipicamente realizando as associações mais prováveis. Este tipo de aprendizagem é muito semelhante ao processo de aprendizagem dos seres vivos.

2.8 - REPRESENTAÇÕES LOCAL E DISTRIBUÍDA

Dada uma rede neural com unidades de processamento simples e algumas entidades para serem representadas, o esquema mais simples é usar um elemento de computação para cada entidade. Esta é a chamada *representação local*. É de fácil compreensão e fácil de implementar porque a estrutura física da rede *reflete* a estrutura do conhecimento que ela contém. A natureza e simplicidade desta relação entre o conhecimento e sua implementação física é que faz da representação local atrativa (RUMELHART *et al.*, 1986).

Em diversos modelos de redes neurais, incluindo as redes MLP, o conhecimento é armazenado de forma distribuída. A representação distribuída é menos familiar e mais complicada de se compreender que as representações locais. Cada entidade é representada por um padrão de atividade distribuída sobre várias unidades de processamento, e cada unidade de processamento está envolvida na representação de diferentes entidades. RUMELHART *et al.* (1986) discutem as principais virtudes das representação distribuída, dentre elas: a habilidade de generalizar respondendo corretamente a situações novas, de capacidade de se adaptar a novos ambientes, e a facilidade de acessar as memória.

2.9 - ALGUNS MODELOS IMPORTANTES

A seguir são apresentados alguns dos mais importantes modelos de redes neurais artificiais. Os modelos selecionados foram o *Perceptron* e o modelo Adaline por serem redes mais simples e de importância histórica, o *Perceptron* de Múltiplas Camadas (*MLP*), as redes de Função de Base Radial (*RBF*), redes de *Kohonen* e redes de *Hopfield*. Os modelos foram escolhidos buscado apresentar de forma simples as redes neurais que têm o maior potencial de aplicação na Engenharia Geotécnica.

2.9.1 - *Perceptron*

O *Perceptron* é um tipo de rede *feed-forward* com uma camada de entrada e uma camada de saída (Figura 2.5). Todas as entradas são ponderadas pelo vetor de pesos das conexões e utilizam uma função de ativação *threshold*. A função de ativação é calculada por:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^{n} w_i x_i - \sigma\right) \qquad (2.7a),$$

e

$$f(u) = \begin{cases} 1 \text{ se } u>0 \\ 0 \text{ se } u \leq 0 \end{cases} \qquad (2.7b),$$

sendo x_i o iésimo elemento do padrão de entrada, y a saída, w_i o peso da conexão da iésima entrada e σ o *threshold* da unidade. A ativação da unidade de saída pode possuir, obviamente, dois valores: 0 ou 1. Cada valor corresponde a uma de duas classes que devem ser separadas.

A regra de aprendizagem do *Perceptron* é supervisionada. Consiste em uma simples intuitiva estratégia de mudança nos pesos caso o padrão seja classificado erroneamente, isto é, se a ativação da unidade de saída, para um dado padrão de entrada, não for igual à classe correta do padrão. A mudança é realizada utilizando:

$$\Delta w_i = \begin{cases} x_i & se \quad classe = 1 \\ -x_i & se \quad classe = 0 \end{cases} \qquad (2.8).$$

Esta regra de aprendizagem tem uma importante propriedade. Se todas as classes são linearmente separáveis, os pesos vão convergir para valores que representem matematicamente esta separação.

2.9.2 - Adaline

O modelo Adaline utiliza a regra de Widrow-Hoff, também conhecida como regra delta. No lugar da função de ativação *threshold*, do *Perceptron*, é utilizada a função identidade (isto é, a ativação da unidade de saída é igual à soma ponderada das entradas):

$$y = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i - \sigma \qquad (2.9).$$

A regra consiste simplesmente na mudança dos pesos na direção do menor gradiente da função erro:

$$E = (y - t)^2 \qquad (2.10)$$

onde t é a classe correta (0 ou 1). A regra pode ser escrita:

$$\Delta w_i = (t - y) x_i \qquad (2.11).$$

Como a eq. (2.10) é convexa, o método do gradiente converge para um mínimo global. Desta forma a regra minimiza o erro quadrático entre as classes corretas e as obtidas em uma representação 0-1. Por outro lado, a regra não garante a distinção de classes linearmente separáveis.

2.9.3 - *Perceptrons* de Múltiplas Camadas (*MLP*)

O *Perceptron* de uma camada tem sérias limitações. Ele pode construir apenas separações lineares por hiperplanos, e assim pode distinguir apenas classes linearmente separáveis. Esta limitação, apontada por Minsky & Papert no fim da

década de 1960, induziu a decréscimo substancial no interesse em pesquisas de redes neurais artificiais. A superação desta limitação surgiu com o desenvolvimento do algorítimo de treinamento *backpropagation*, (RUMELHART, *et al.*, 1986) que permite o treinamento de redes de *perceptrons* de múltiplas camadas (*MLP*).

O algoritmo treinamento *backpropagation* opera em uma seqüência de dois passos. No primeiro passo, um padrão de entrada é apresentado para a camada de entrada da rede. As atividades resultantes seguem na rede de camada para camada até que a resposta da rede seja gerada na camada de saída. No segundo passo a saída da rede é comparada com a saída desejada para cada um dos padrões apresentados. Se a saída gerada pela rede não for correta, um valor de erro é gerado, e esse erro é passado ou propagado para trás através da rede - da camada de saída de volta para a camada de entrada, com os pesos das conexões entre as camadas sendo modificados com a retro-propagação do erro. O procedimento é repetido para todos os padrões até que um critério de erro seja atingido ou um número limite de iterações seja alcançado.

O algorítmo *backpropagation* permitiu transpor a limitação de separabilidade linear do *Perceptron* simples. Para isto, foram inseridas uma ou mais camadas entre a entrada e a saída (Figura 2.6). Estas camadas consistem em unidades de processamento com funções de ativação não-lineares, tipicamente a função sigmóide. Classes limitadas por regiões convexas podem ser separadas por redes com uma camada escondida, e regiões arbitrárias não-convexas podem ser separadas por redes com duas camadas escondidas (Figura 2.7).

A visualização da separabilidade das classes pode ser melhor observada com o simples exemplo apresentado por FLOOD & KARTAN (1994a). Trata-se de uma viga engastada com duas cargas concentradas (Figura 2.8a). O problema que se deseja resolver é: conhecido o valor das cargas aplicadas determinar se o momento, no ponto A ou no ponto B, será superior a 500kNm. A rede neural utilizada para analisar este problema é apresentada na Figura 2.8b, trata-se de um *Perceptron* com uma camada escondida, a camada de entrada é composta por dois neurônios que

representam as cargas aplicadas, e a camada de saída é composta de um neurônio que apresentará o valor 1 caso o momento exceda 500kNm e o valor 0 caso contrário. Foi utilizada uma função de ativação sigmóide.

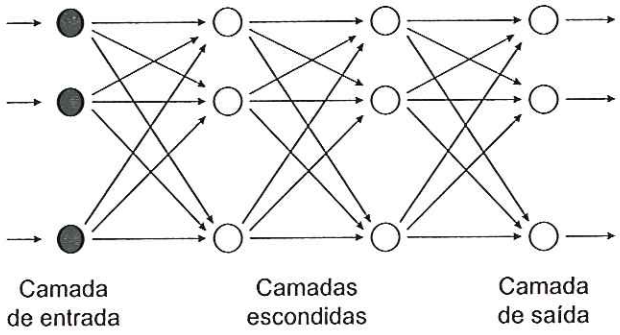


Figura 2.6 - Arquitetura de um *Perceptron* de três camadas (*MLP*).

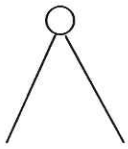
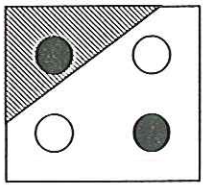
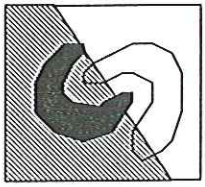
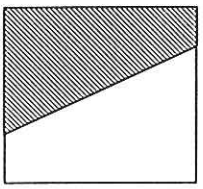
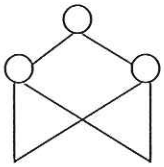
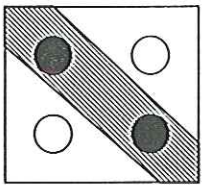
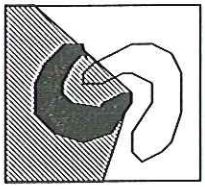
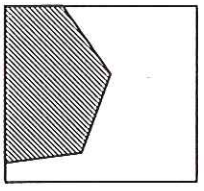
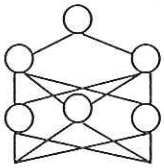
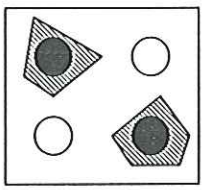
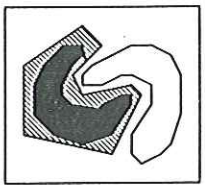
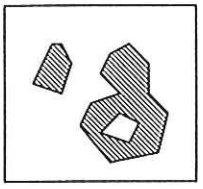
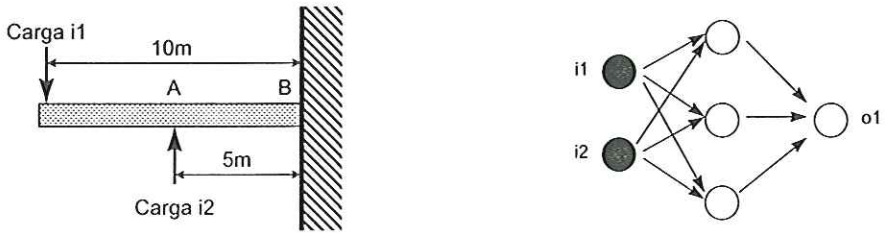
Estrutura	Tipos de regiões de decisão	Problema do ou exclusivo	Classes com regiões emaranhadas	Forma geral das regiões
 Uma camada	Semi-espaço limitado por um hiperplano			
 Duas camadas	Regiões convexas abertas ou regiões fechadas			
 Três camadas	Arbitrário (complexidade limitada pelo número de camadas escondidas)			

Figura 2.7 - Interpretação geométrica do papel das camadas escondidas em um espaço de entrada bidimensional (LIPPMANN, 1987).

Na Figura 2.9a, b e c estão representados os valores de saída dos neurônios da camada intermediária para um intervalo de valores de cargas aplicadas. Na Figura 2.10d é apresentada o somátorio de entradas no neurônio de saída e na Figura 2.9e são apresentadas os resultados finais do neurônio de saída. Pode-se observar que para a rede com uma camada de entrada foi formada uma região de decisão convexa (comparar a Figura 2.9 e com a Figura 2.7).



(a) Viga engastada (b) Rede neural

Figura 2.8 - Problema de análise estrutural resolvido com uma rede neural (modificado de FLOOD & KARTAN, 1994a).

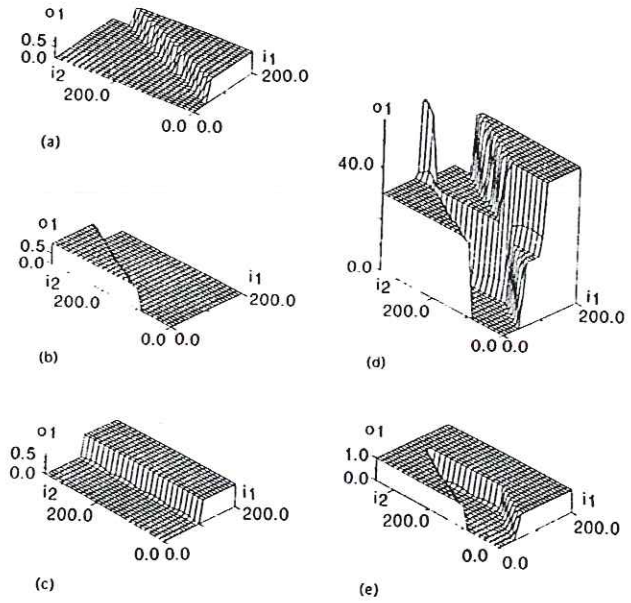


Figura 2.9 - Saídas da rede apresentada na Figura 2.9b. (a) Neurônio escondido 1; (b) Neurônio escondido 2; (b) Neurônio escondido 3; (d) Somatório das entradas do neurônio de saída; (e) Resultado final do neurônio de saída (FLOOD & KARTAN, 1994a).

2.9.4 - Rede de Funções Base Radial (*RBF*)

Em determinados tipos de problema é interessante levar em conta a distância dos padrões de uma classe no espaço de características. Para isto pode-se usar uma função de ativação de base radial. A arquitetura de uma rede de base radial pode ser do tipo *feed-forward* multicamadas com uma camada escondida, esta possuindo como função de ativação uma função Gaussiana. A função de base radial é centrada em um ponto especificado pelo vetor de pesos associado com a unidade. A unidade é ativada caso o padrão esteja na vizinhança de um ponto associado a esta unidade. Todas as posições e distâncias destes núcleos são aprendidos a partir dos padrões de treinamento. Cada unidade de saída implementa uma combinação linear destas funções de base radial. Do ponto de vista da aproximação de funções, as unidades escondidas compõem um conjunto de funções que constituem o conjunto base para representação dos padrões de entrada no espaço medido pelas unidades escondidas.

Existem vários algoritmos de aprendizagem para as redes de função de base radial. O mais usual utiliza um paradigma de aprendizagem híbrido. Ele estima a posição e distâncias dos núcleos utilizando um algoritmo não-supervisionado; em seguida por um algoritmo supervisionado, baseado em mínimos quadrados, determina os pesos das conexões entre a camada escondida e a camada de saída. Como as unidades da camada de saída são lineares, um algoritmo não iterativo pode ser utilizado. Após esta solução inicial um método supervisionado pode ser empregado para refinar os parâmetros da rede.

O algoritmo de aprendizagem híbrido das funções de base radial converge mais rapidamente que o algoritmo *back-propagation* utilizado no treinamento do *Perceptron* multicamadas. Entretanto, em muitos problemas, as funções de base radial exigem um grande número de unidades escondidas. Isto implica que o tempo de execução (após o treinamento) seria maior nas redes com funções de base radial que no *Perceptron* multicamadas. A maior eficiência das redes com funções de base radial ou do *Perceptron* multicamadas depende do tipo de problema.

2.9.5 - Redes de *Kohonen*

Existem aplicações onde é desejável que a rede faça sua própria classificação dos dados de treinamento. Nestes tipos de problemas podem ser utilizadas redes auto-organizativas, onde as próprias redes definem seus parâmetros, descobrem padrões característicos nos dados de entrada e por fim formam sua própria classificação.

As redes de Kohonen, ou os mapas auto-organizativos de Kohonen, utilizam-se de inspiração biológica no funcionamento do cérebro de animais superiores, onde regiões do cérebro estão associadas com determinadas funções. A rede (ilustrada na Figura 2.5) é composta basicamente de uma matriz de unidades de processamento, cada qual conectada com n unidades de entrada. Cada neurônio calcula a distância Euclidiana entre o vetor de entrada $\boldsymbol{x}$ e o vetor de pesos $\boldsymbol{w}$.

A rede de Kohonen utiliza um tipo especial de aprendizagem competitiva que define uma vizinhança espacial para cada unidade de saída. A forma da vizinhança pode ser quadrada, retangular ou circular. A aprendizagem é realizada de forma competitiva, isto é, todos os neurônios competem entre si e apenas o vencedor e seus vizinhos tem seus pesos incrementados.

A rede de Kohonen têm aplicações em áreas como projeção de dados de multi-variáveis, categorização, processamento de imagem, reconhecimento de voz e controle de processos.

2.9.6 - Redes de *Hopfield*

O modelo de Hopfield consiste em um dado número de neurônios, cada um conectado com todos os outros (Figura 2.5). A rede tem pesos simétricos, isto é, o peso que liga dois neurônios é o mesmo em ambos os sentidos. Cada nó possui um *threshold* e uma função de ativação binária (0,1) ou bi-polar (-1,+1). A ativação é

calculada como o somatório das entradas, ponderada através dos pesos, e subtraída do *threshold*.

A ativação de todas as unidades é calculada de forma iterativa, utilizando a função de ativação, a rede irá convergir para um estado estável dependendo das entradas externas e dos pesos. Este estado estável é caracterizado pelo mínimo de uma certa função, freqüentemente chamada de Energia ou *função de Liapunov*.

A rede de Hopfield é utilizada para armazenamento de padrões e também em problemas de otimização. Em problemas de armazenamento de padrões, se for apresentado um padrão incompleto, previamente armazenado, a rede pode reconstituir este padrão. Em problemas de otimização, podem ser utilizadas várias redes associadas, sendo necessário escrever uma função Energia que descreva o problema.

Capítulo 3

APLICAÇÕES EM GEOTECNIA

3.1 - INTRODUÇÃO

A aplicação de redes neurais para solução de problemas geotécnicos tem sido alvo de diversos estudos. Os primeiros estudos nesse sentido começaram a destacar-se no início da década de 1990, crescendo exponencialmente nos últimos anos. Trata-se de aplicações em classificação de solos, estabelecimento de correlações, modelos constitutivos, prospecção, geotecnia ambiental, estabilidade de taludes, fundações, escavações, dentre outros. Neste capítulo são apresentados diversas aplicações no sentido de melhorar a compreensão do processo de modelagem de problemas geotécnicos através das redes neurais.

O processo de modelagem utilizando redes neurais envolve vários passos. Inicialmente é necessário definir o problema, se é um problema de classificação, previsão, otimização, interpolação, extrapolação, etc., ou combinação de vários tipos de problemas. Um segundo passo envolve conhecer a física do problema, isto é, delinear as interações e processos do problema de uma forma a esboçar relações entre dados de entrada e dados de saída. No terceiro passo, é necessário estabelecer uma representação apropriada dos parâmetros que podem ser usados ou medidos. O quarto passo é o projeto da rede propriamente dita: definição do número de neurônios, da arquitetura, funções de ativação, regra de aprendizagem e outros elementos. O passo final é medir o desempenho da rede, testá-la e estudar sua sensibilidade (DOWLA & ROGERS, 1995).

Os dados utilizados para o treinamento de uma rede podem ter diversas origens. FLOOD & KARTAM (1994a) destacam cinco tipos de possíveis fontes:

- síntese de dados históricos;
- observação direta da situação a ser modelada ou de uma situação similar;
- consulta a um especialista humano;
- análises da situação com um modelo alternativo; e
- análise de um modelo inverso da situação em consideração.

É usualmente necessário algum trabalho de pré-processamento nos dados de treinamento da rede. Em *Perceptrons* de múltiplas camadas este trabalho de pré-processamento envolve a normalização dos padrões de entrada em valores entre 0 e 1; isto se deve ao uso da função de ativação sigmoide que apresenta como resultados valores neste intervalo. A normalização pode ser realizada de uma forma simples, bastando subtrair do padrão o menor valor do intervalo e dividir pela diferença entre o maior e o menor valor do intervalo. Diversas estratégias de pré-processamento dos dados são discutidas por CROOKS (1992), STEIN (1993a) e STEIN (1993b).

3.2 - CORRELAÇÕES

Usualmente a classe do solo é relacionada com seu comportamento. O uso das redes neurais facilita uma outra possibilidade: relacionar os índices utilizados nas classificações diretamente com o comportamento do solo.

As correlações empíricas são largamente empregadas para estimar propriedades dos solos de interesse para Engenharia. Utilizando dados de laboratório ou de campo, as correlações são usualmente determinadas com o auxílio de métodos estatísticos. As correlações não têm o objetivo científico de conhecer a relação existente entre duas variáveis, seu objetivo é pragmático: estimar uma variável. A motivação é, em geral, econômica. Medir determinadas variáveis é mais barato que

medir as variáveis que importam para o projeto. Uma correlação não é uma dependência funcional, quando se usa uma correlação está implícita uma dispersão em torno do valor estimado (HACHICH & NADER, 1992).

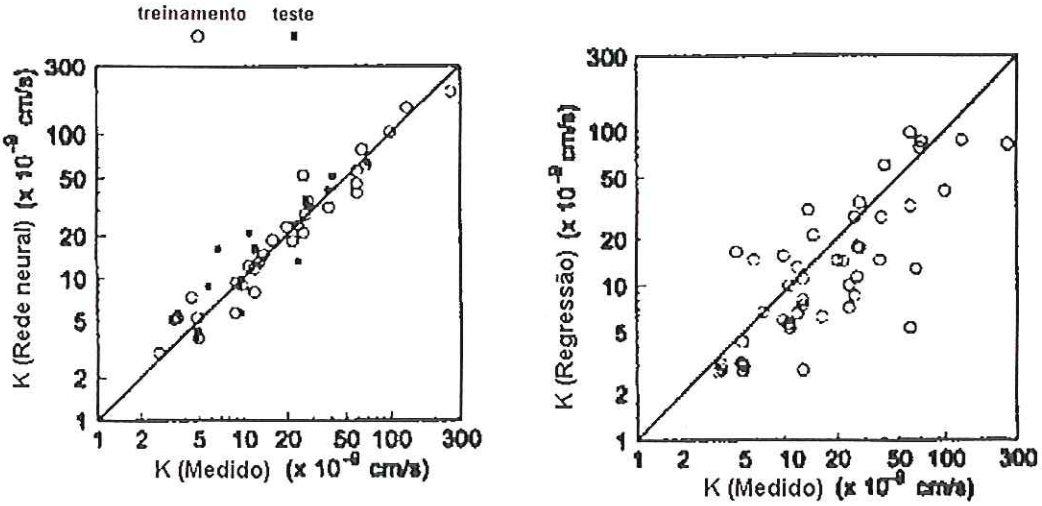
Uma rede neural para estimar a condutividade hidráulica de *liners* de argila, de aterros sanitários, foi desenvolvida por GOH (1995b). O autor utilizou uma base de dados compilada por BENSON *et al.* (1994), que compreende informações de 67 aterros sanitários na América do Norte. BENSON *et al.* (1994) haviam proposto uma relação dada por:

$$\ln(K) = -18.35 - 0.08IP - 2.87S_i + 0.02C + 0.32(G)^{0.5} + \frac{894}{W} \qquad (3.1),$$

onde: K é a condutividade hidráulica (cm/s); IP é o índice de plasticidade; S_i é a grau de saturação inicial na compactação; C é a percentagem de argila; G é a percentagem de pedregulho; e W é o peso do compactador (kN).

Para o treinamento da rede foram utilizados 31 padrões e 16 para teste. Das 67 informações originais várias continham informações incompletas. A saída da rede era composta por um neurônio, que representava a condutividade hidráulica. A camada escondida era composta por 3 unidades. Foram testadas diversas combinações na composição da camada de entrada. O modelo estudado que apresentou os melhores resultados era composto por sete unidades na camada de entrada, compreendendo: IP, G, C, S_i, W, LL, e F; onde LL é o limite de liquidez e F é a percentagem de finos.

Os resultados obtidos pela rede são comparados com os obtidos pela eq. (3.1) na Figura 3.1. Pode-se observar que a rede tem seus pontos mais próximos da linha de igualdade (medido = previsto), os coeficiente de correlação da rede são mais próximos da unidade que os da correlação convencional.



(a) rede neural

(b) modelo de regressão

Figura 3.1 - Comparação entre valores de *K* medidos e calculados (GOH, 1995b).

Este tipo de aplicação envolve a busca de uma arquitetura para a rede que melhor descreva o problema. Isto implica tanto na escolha das unidades de entrada e saída como na otimização do número de unidades escondidas. A definição das entradas e saída envolve o conhecimento da física do problema. Quanto ao número de unidades escondidas, existem técnicas para definir seu número ótimo, entretanto estas técnicas não estão bem estabelecidas e o processo de tentativa e erro é o caminho mais utilizado (GOH, 1997).

O problema de determinação da condutividade hidráulica de *liners* de argila também foi modelado através de rede neurais por NAJJAR & BASHEER (1996b). A base de dados de BENSON *et al.* (1994) também foi utilizada. NAJJAR & BASHEER (1996b) trabalharam com duas redes. A primeira apresentava uma camada de entrada composta por todos os parâmetros disponíveis: *LL*, *IP*, *ACT* (atividade), *G*, *S* (percentagem de areia), *C*, *F*, *WC* (umidade na compactação), *DD* (peso específico aparente seco), tipo de compactação (pé de carneiro ou compactador de pneus), e *W*. O tipo de compactação era definido para a rede através de duas variáveis (*SF* e *RT*) que recebiam o valor 0 ou 1, dependendo do equipamento utilizado em campo. A condutividade hidráulica foi representada pelo seu logaritmo.

Os resultados da rede foram considerados satisfatórios, apresentando um coeficiente de correlação, para a reta medido = previsto, R^2=0.923.

A outra rede estudada por NAJJAR & BASHEER (1996b) possuía na camada de entrada os mesmos parâmetros utilizados na eq. 3.1 (*IP*, *G*, *C*, S_i, e *W*,). Desta forma foi comparado o desempenho desta rede com a regressão de BENSON *et al.* (1994), os resultados da rede neural foram superiores.

A determinação da umidade ótima e do peso específico aparente seco máximo do ensaio *Proctor* normal, através de uma rede neural que relacione estes parâmetros com diversos índices físicos foi estudada com sucesso por NAJJAR *et al.* (1996). Os resultados obtidos, quando comparados com correlações tradicionais, foram bastante satisfatórios.

O potencial de liquefação de depósitos de areias sujeito à ação de terremotos é influenciado por diversos fatores, entre eles, a magnitude ou a intensidade do terremoto, as propriedades do solo, a profundidade do depósito de solo, a distância do epicentro, e as propriedades de atenuação sísmica. É muito complexo o desenvolvimento de modelos que levem em conta todos estes fatores. Existem métodos de quantificação do comportamento sob a ação sísmica desenvolvidos através da observação do desempenho dos maciços durante os terremotos (GOH, 1994a).

De posse de dados de várias observações de campo, GOH (1994a) implementou com sucesso uma rede que indica se o deposito tem potencialidade de liquefação durante um terremoto. A saída da rede era composta por um único neurônio que apresenta valor 1 caso exista o potencial e 0 caso contrário. Na camada de entrada a melhor combinação utilizou oito informações: o valor do SPT, percentagem de finos, diâmetro médio das partículas, tensão cisalhante dinâmica equivalente, tensão total, tensão efetiva, magnitude do terremoto e aceleração horizontal máxima na superfície. O desempenho da rede foi superior a de outros métodos.

Uma modelagem semelhante foi realizada por GOH (1996b), só que utilizando o ensaio CPT como parâmetro de entrada. Os resultados também foram superiores aos obtidos por métodos convencionais.

A maioria das classificações tradicionais dos solos baseiam-se em índices físicos e distribuição granulométrica. CAL (1995) desenvolveu uma rede neural para realizar uma classificação de argilas, utilizada na China. Foi utilizado um *Perceptron* de três camadas. A camada de entrada possuia 3 neurônios que representavam o índice de platicidade, umidade de saturação e percentagem de argila. A camada de saída era composta de 6 unidades, que representavam o espaço das 6 possíveis classificações (na notação do autor: *heavy clay, light clay, heavy sub-clay, medium sub-clay, light sub-clay e sub-sand*). A camada escondida era composta de 8 unidades. O conjunto de treinamento utilizado era composto de 6 padrões e a rede foi testada com outros 20 padrões, sendo que a rede classificou todos os padrões corretamente. Para o autor a classificação de solos por redes neurais abre a possibilidade de levar em conta outros fatores, como a origem do solo.

AGRAWAL, *et al.* (1994) apresentam estudos com redes que estimam o ângulo de atrito e a coesão de um silte argiloso, partindo do peso específico seco e da umidade. Logicamente, a aplicação deste tipo de correlação deve ser feita com muito cuidado.

3.3 - MODELOS CONSTITUTIVOS

A moderna pesquisa em modelagem dos materiais envolve a descrição de comportamentos complexos (como escoamento ductil, ruptura frágil, microfissuração, fraturamento, encruamento negativo, etc.) na elaboração de modelos matemáticos que descrevam relações entre tensões e deformações. Estes

modelos são constituídos de regras e expressões matemáticas que representam estes comportamentos variados e complexos (GHABOUSSI *et al.*, 1991).

Desde os tempos de Hooke até o presente, a elaboração de modelos constitutivos segue mais ou menos o mesmo caminho: 1) o material é testado e seu comportamento é observado; 2) um modelo matemático, que descreve o comportamento do material, é postulado e seus parâmetros são determinados; 3) o modelo matemático é utilizado para prever o comportamento em outras trajetórias de tensão, assim, sua capacidade de previsão é testada; e 4) o modelo matemático é modificado e expandido de acordo com comportamentos observados e não explicados pelo modelo. As redes neurais artificiais são um novo paradigma que permitem representar as relações constitutivas dos materiais de uma forma diferente (GHABOUSSI *et al.*, 1991).

Em comparação à modelagem tradicional, dois elementos são estranhos na elaboração de modelos constitutivos através das redes neurais: 1) trata-se de uma modelagem não paramétrica e 2) não existe compromisso do modelo com as leis da mecânica. A não existência de parâmetros é estranha para quem está acostumado com os modelos convencionais. Entretanto, uma das funções dos parâmetros, a de fornecer alguma sensibilidade para a avaliação do modelo, e pode ser substituída por estudos com a rede neural.

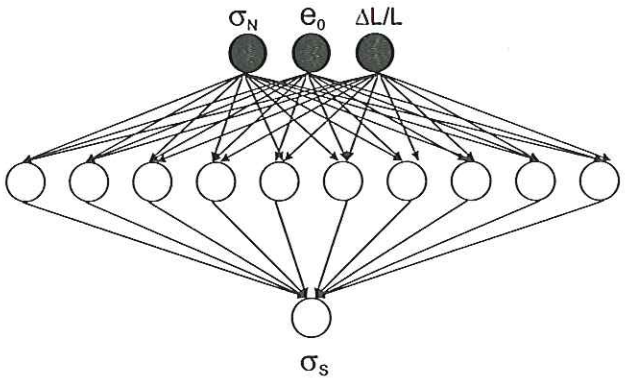
Existem materiais de comportamentos particulares, para os quais mesmo após muitas pesquisas não foram encontradas relações constitutivas que descrevam bem seu comportamento, em várias trajetórias de tensão. Isto se deve principalmente à complexidade do problema que exige uma enorme parametrização, o que é extremamente difícil, senão inviável (DYMINSKY *et al.*, 1996). Nestas situações a abordagem por redes neurais se torna atraente.

A simulação por redes neurais do comportamento de um solo residual, em ensaios de cisalhamento direto, com o solo na umidade natural, é descrita por DYMINSKY & RIBEIRO (1995). A rede utilizada era composta de três unidades de

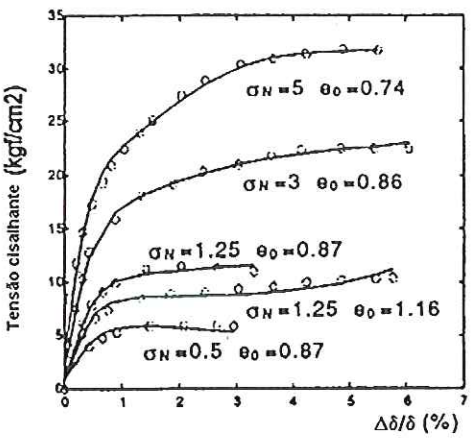
entrada que representavam a tensão normal, o índice de vazios inicial, e o deslocamento horizontal adimensional imposto; na camada de saída é representada apenas a tensão cisalhante. Na camada escondida foram utilizados 10 neurônios. Como pode-se observar na Figura 3.2 a rede reproduziu bem tanto os ensaios utilizados no treinamento como os utilizados nos testes. DYMINSKY *et al.* (1996) apresentam resultados semelhantes para ensaios realizados com o solo submerso.

O comportamento de uma areia em um ensaio triaxial consolidado isotropicamente não-drenado foi modelado por ELLIS *et al.* (1995). Na camada de entrada estavam representadas a tensão efetiva normal (σ'_{1i}), deformação (e_i) e pressão neutra (u_i) no tempo i; a tensão confinante (σ_3), a densidade relativa inicial (Dr), o coeficiente de uniformidade (Cu) e o parâmetro que reflete a história de tensão prévia. Um valor de incremento de deformação constante foi adotado no conjunto de treinamento. A saída da rede era composta pela tensão efetiva normal ($s'1_{i+1}$), pressão neutra (u_{i+1}) no tempo i+1. A rede conseguiu reproduzir e prever bem os ensaios, sendo que a previsão da curva tensão x deformação foi melhor que a curva pressão neutra x deformação.

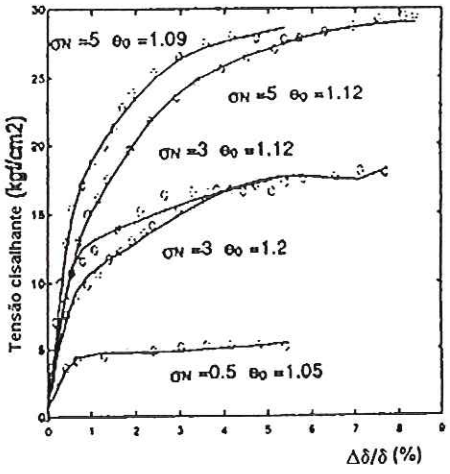
Para modelar ensaios cíclicos ELLIS *et al.* (1995), incluíram na entrada da rede dois parâmetros que indicavam se a rede estava em uma situação de carregamento, descarregamento ou recarregamento. PENUMADU (1996) afirma que para esta modelagem a estratégia de GHABOUSSI *et al.* (1991) não apresentou bons resultados. Esta estratégia consiste em incluir na entrada da rede dados relativos ao estado de tensão e deformação nos tempos i-1 e i-2.



(a) rede neural



(b) treinamento



(c) teste

Figura 3.2 - Rede neural e resultados experimentais (discretos) e simulados (contínuos) de ensaios de cisalhamento direto (DYMINSKY & RIBEIRO ,1995).

3.4 - PROSPECÇÃO

A interpretação de investigações de campo, particularmente quando são aplicados métodos geofísicos, é muitas vezes realizada com auxílio de ferramentas geoestatísticas, como a krigagem ordinária por exemplo. ZHOU & WU (1994) utilizaram uma rede *feed-forward* para determinar a elevação do topo rochoso. Foram utilizados resultados de um levantamento realizado com sísmica de refração.

A rede era composta de uma camada de entrada de três unidades, onde estavam representadas as coordenadas *X*, *Y* e a elevação da superfície do terreno. A saída da rede representava a elevação do topo rochoso. Foram utilizados duas camadas escondidas com 22 unidades. O resultado apresentado pela rede, no geral, foi bastante semelhante ao da krigagem. Entretanto, a rede gerou uma topografia mais suave e mais razoável considerando a continuidade do maciço rochoso.

Um ponto que deve ser destacado é que a rede de ZHOU & WU (1994), ao contrário da krigagem, não relacionou apenas as coordenadas com a elevação do topo rochoso; levou em conta também a posição da superfície topográfica, o que pode ser uma vantagem. A facilidade da rede em considerar múltiplas variáveis pode permitir uma descrição do maciço de uma forma mais ampla.

A identificação do tempo de viagem das ondas, em ensaios sísmicos, foi automatizada com sucesso por THILL *et al.* (1992). A rede foi treinada relacionando o resultado de 3 canais de um sismograma com tempo do primeiro pico positivo da onda. A rede foi capaz de identificar o tempo de viagem nos outros canais.

Os métodos elétricos de prospecção geofísica utilizam interpretações do perfil de resistividade aparente para identificar a composição das camadas de sub-superfície. PEZESHK, et al. (1996) treinaram uma rede, com o algoritmo *quickprogagation*, para discriminar argila e areia, partindo do perfil de resistividade aparente. Cada região do perfil era identificada na camada de saída, composta por um neurônio, com um valor 1 para argila e 0 para areia. Cada padrão de entrada era composto pelo valor de resistividade média e seu desvio padrão, para a região e as regiões imediatamente anterior e posterior (Figura 3.3). O conjunto de treinamento foi composto de parte de um perfil classificado por um especialista. A rede classificou um outro perfil de forma coerente com a classificação realizada pelo especialista humano.

PENUMADU et al. (1994) estudaram com uma rede neural o ensaio pressiometrico, modelando o comportamento dependente do tempo de ensaios em argila. A rede foi capaz de simular o comportamento do ensaio em várias velocidades de carregamento.

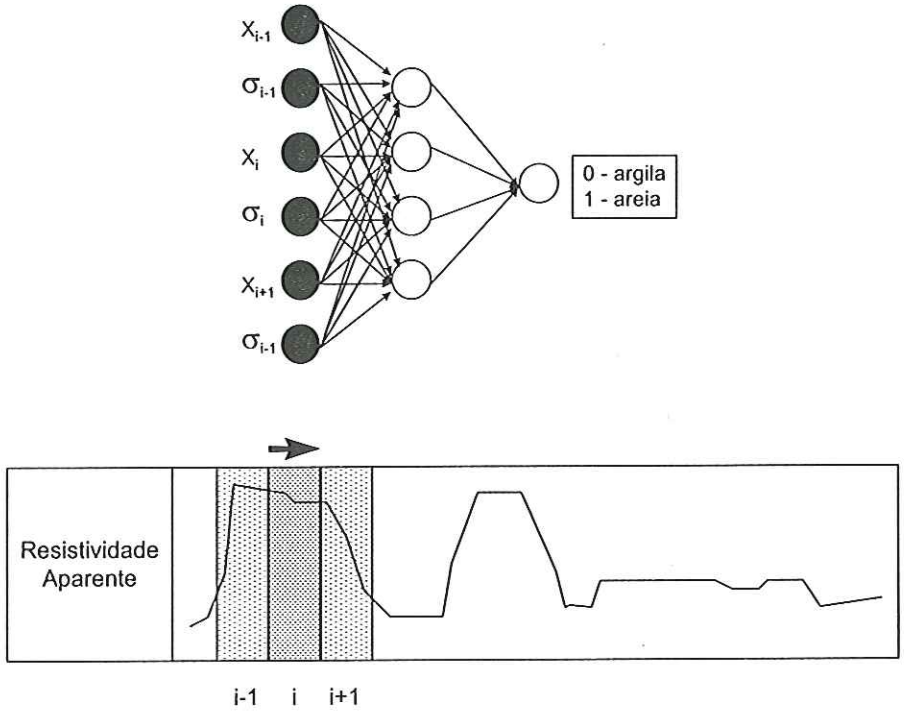


Figura 3.3 - Rede neural e representação perfis de resistividade aparente utilizados por PEZESHK *et al.* (1996).

3.5 - ESTABILIDADE DE TALUDES

Uma análise da distribuição espacial de estabilidade de taludes foi realizada por XU & HUANG (1994). A abordagem dada ao problema assemelha-se a das classificações geomecânicas de maciços rochosos. Um total de quatorze características, que reconhecidamente influenciam na estabilidade, são levantadas pelos autores e o talude recebe, dos autores, uma classificação entre cinco níveis de estabilidades. A rede tem como entrada as quatorze características e como saída

cinco unidades, sendo que apenas a unidade referente a classe à qual pertence o padrão é ativada. Todas as variáveis foram representadas de forma binária. A camada escondida possuia 10 neurônios. A rede foi treinada com 10 padrões e testada com outros 10 padrões, sendo capaz de classificar corretamente as classes de estabilidade.

O acompanhamento da instrumentação de dois movimentos de massa, utilizando redes neurais, foi apresentado por MAYORAZ *et al.* (1996). Os movimentos ocorreram em La Chenaula, Suiça e Sallèdes, França. Em La Chenaula a espessura da massa em movimento era de aproximadamente 12 m, de um material mole, de alta plasticidade, sobre um substrato rochoso. Em dezembro de 1980 foram instalados vários de inclinômetros, dos quais foram registradas leituras mensais. Foi acompanhado o desenvolvimento das pressões neutras. Os dados de precipitação foram obtidos de uma estação meteorológica próxima. Em abril de 1983 ocorreu uma aceleração catastrófica, atingindo uma velocidades média de 5 m/dia.

O movimento em Sallèdes compreendia uma área com 250 m de extensão, composto por uma camada de argila com aproximadamente 6 m de espessura. Ao contrário do deslizamento de La Chenaula, não foi caracterizado um movimento catastrófico, mas um lento com variação da velocidade. A instrumentação deste movimento contou com um sistema automático de aquisição de dados, o que permitiu o levantamento contínuo de precipitação, pressão neutra, e deslocamentos, entre 1988 e 1992.

A rede neural utilizada para modelar este problema tinha como parâmetros de entrada: a precipitação acumulada da semana anterior, das duas e quatro ultimas semanas; a precipitação média nos 7, 14, 21 e 28 dias anteriores; a pressão neutra média lida no período de cinco dias, e nos dois períodos anteriores; e a velocidade média dos dois dias anteriores. Como saída apresentava a velocidade média prevista para os próximos dois dias. São no total 12 entradas e uma saída. A qualidade das previsões de velocidade em La Chenaula pode ser observada na Figura 3.4.

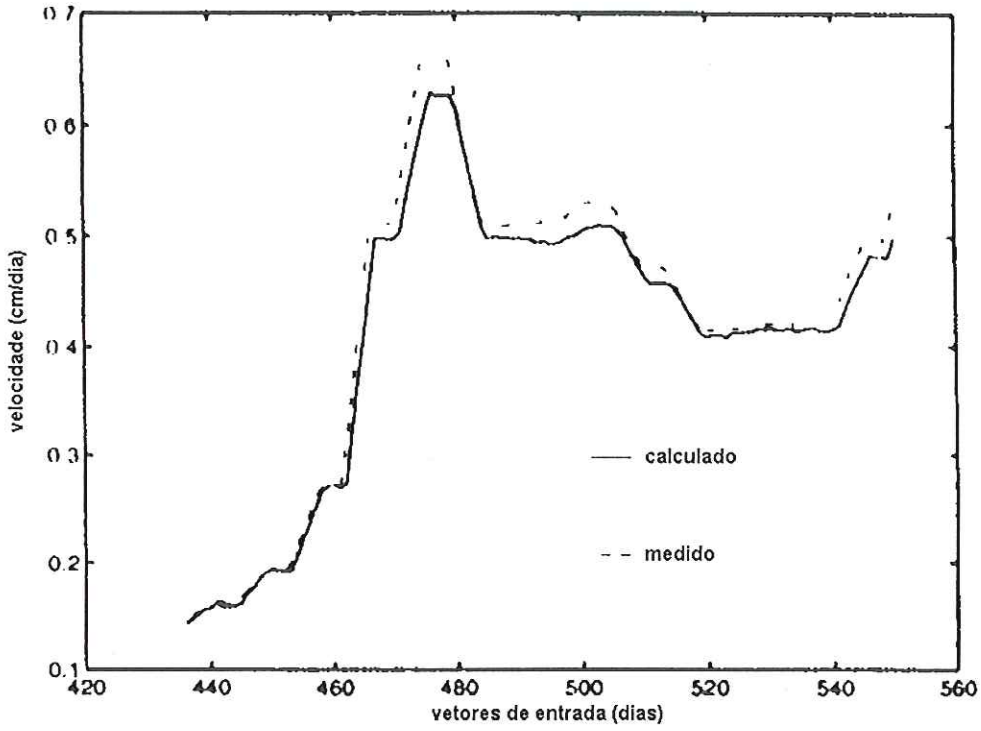


Figura 3.4 - Previsão das velocidades de movimento em La Chenaula (MAYORAZ *et al.*, 1996).

3.6 - ESCAVAÇÕES

O conjunto de treinamento pode ser gerado por um modelo do problema já bem sedimentado. Utilizando resultados de diversas simulações por elementos finitos, GOH *et al.* (1995) treinaram uma rede para prever o máximo deslocamento horizontal em escavações escoradas. A vantagem de utilizar uma rede neste caso está no fato de que, depois de treinada a rede, pode-se "utilizar" o modelo com um custo computacional bem menor. Na otimização do projeto, este tipo de abordagem torna-se interessante, ver por exemplo HAJELA & BERKE (1991) e RAMASAMY & RAJASEKARAM (1996).

No caso do trabalho de GOH *et al.* (1995), mesmo com a facilidade atual em realizar análises por elementos finitos, o tempo de geração da entrada e de processamento da rede é muito inferior ao de uma análise por elementos finitos. A utilização da rede torna-se bastante atraente, principalmente, em análises preliminares e estudos paramétricos.

A rede de GOH *et al.* (1995) apresentava como parâmetros de entrada a largura da escavação B (m), a razão entre espessura do solo e largura da escavação T/B, a rigidez do muro EI (MNm^2/m), altura da escavação H (m), resistência ao cisalhamento não-drenada do solo S_u (kPa), a razão entre o modulo de elasticidade não-drenado e a resistência não-drenada (E_u/S_u), e o peso específico do solo γ (kN/m^3). Na camada de saída uma unidade representava o máximo deslocamento horizontal δ (m). A Figura 3.5 ilustra os parâmetros. Os autores destacam que a rigidez das escoras não foi incluída na simulação por ser um parâmetro de pequena influência no deslocamento horizontal. Tanto em relação aos conjuntos de treinamento e teste como na simulação de casos reais a rede apresentou resultados encorajadores.

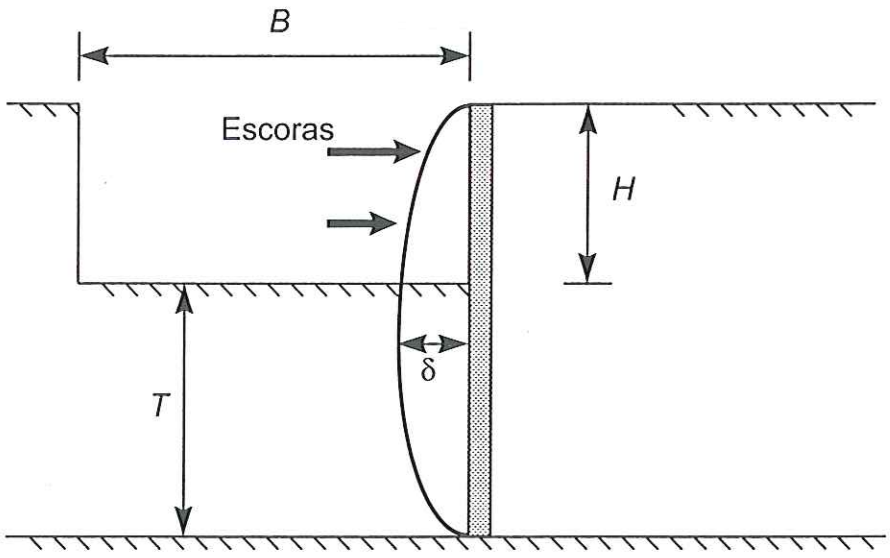


Figura 3.5 - Geometria da escavação escorada.

Durante o processo de construção de túneis o controle dos deslocamentos é um ponto chave para garantia da economia e segurança da obra. O resultado da instrumentação da própria obra e o conhecimento das propriedades geológicas e geotécnicas do maciço são elementos que associados a uma rede neural podem servir de base para a previsão dos recalques durante o processo de construção.

O resultado da instrumentação do túnel do Metrô de Brasília foi utilizado por SHI *et al.* (1997) para um estudo de previsão de recalques durante o processo de escavação. O túnel conta com 6.5km de extensão, com um diâmetro médio de 9.6m sendo escavado a pequenas profundidades em argila porosa. A maior parte da escavação foi realizada segundo três processos construtivos: avanço a seção plena, avanço parcializado com arco invertido provisório e galeria lateral.

A rede elaborada por SHI *et al.* (1997) apresentava como parâmetros de entrada: posição da escavação (*Dr*), cobertura (*H*), relação cobertura diâmetro (*H/D*), área da seção do túnel (*A*), atraso de fechamento do arco invertido (*X*), profundidade do nível d'água (*WL*), velocidade de avanço (*AR*), processo construtivo (*C*), SPT médio no topo do túnel (*Nc*), SPT médio no nível do túnel (*Ns*) e SPT médio no nível no arco invertido (*Nc*). Na saída da rede foram representados o recalque na passagem da frente de escavação (S_c), o recalque no fechamento do arco invertido (S_i) e o recalque final estabilizado (S_f). Foram testadas diversas configurações para as camadas escondidas, sendo que a escolha recaiu por uma camada escondida com 24 neurônios. As Figuras 3.6 e 3.7 ilustram os parâmetros geométricos e a rede utilizadas na modelagem.

A representação do processo construtivo foi o ponto especial da modelagem. A representação numérica do processo não se mostrou satisfatória, isto levou os autores a uma modulação da rede. Nesta abordagem cada processo construtivo era representado por um módulo, treinado testado separadamente, para cada conjunto de padrões relativos ao processo. Após treinados os módulos foram associados em um único sistema.

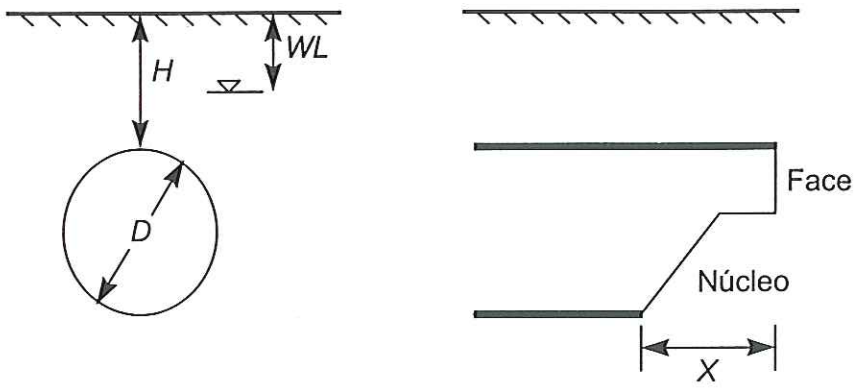


Figura 3.6 - Parâmetros geométricos da modelagem de SHI *et al.* (1997).

A rede foi treinada com os dados relativos aos 6km iniciais da escavação e testada com os dados dos últimos 500 m. A Figura 3.8 apresenta o recalque máximo após a estabilização medido e determinado pela rede para o conjunto de treinamento. A Figura 3.9 apresenta os mesmos resultados para o conjunto de teste. Estes resultados são considerados pelos autores como previsões de alta precisão.

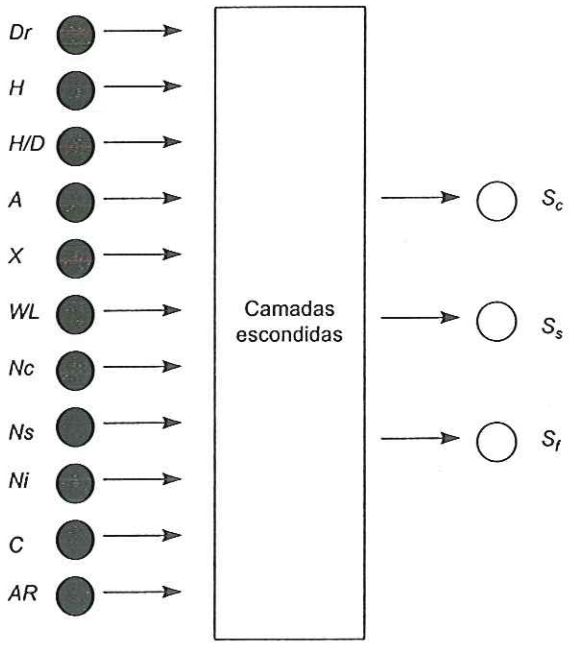


Figura 3.7 - Representação esquemática da rede utilizada por SHI *et al.* (1997).

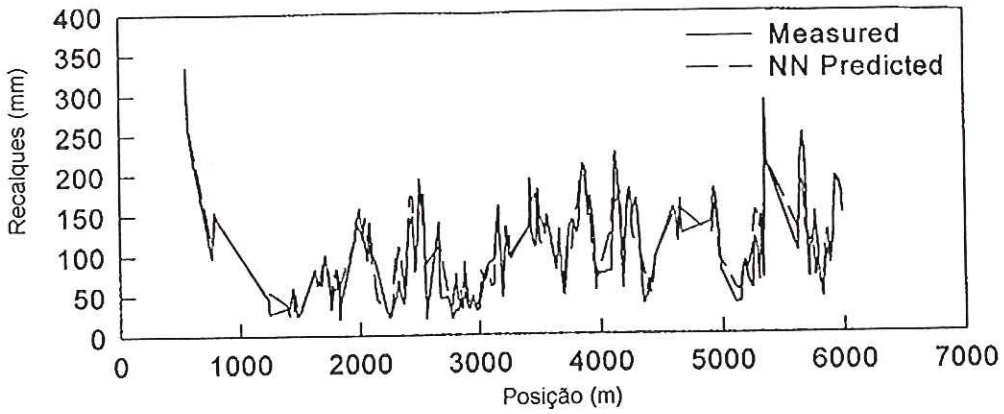


Figura 3.8 - Resultados para o conjunto de treinamento da previsão do recalque máximo estabilizado (SHI *et al.*, 1997).

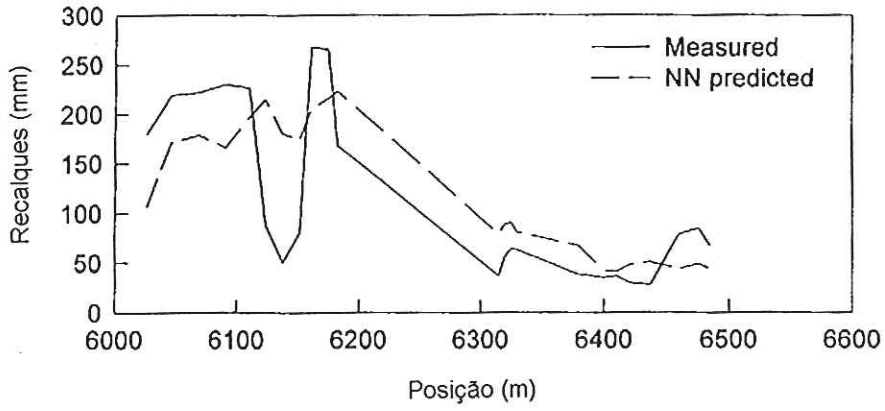


Figura 3.9 - Resultados para o conjunto de teste da previsão do recalque máximo estabilizado (SHI *et al.*, 1997).

Em um trabalho posterior ORTIGÃO & SHI (1997) apresentam uma análise de sensibilidade buscando uma melhor compreensão da importância dos parâmetros de entrada. Estas análises foram realizadas fixando todas os dados de entrada e variando apenas um parâmetro.

A Figura 3.10 mostra o efeito da velocidade de avanço nos recalques. O gráfico está adimensionalizado pelo diâmetro do túnel. Nota-se que a curva, inicialmente constante, tem um acréscimo nos recalques com o aumento da velocidade de avanço, o que o autores consideraram estranho e questionaram a validade da extrapolação. Quando a curva entra em valores de velocidade de avanço da ordem dos praticados a curva tem um comportamento esperado, ou seja, um decréscimo nos recalques com o aumento na velocidade de avanço.

O efeito do atraso no fechamento do arco invertido e da profundidade relativa nos recalques é apresentado na Figura 3.11. Como era esperado, os recalques aumentam com o aumento do atraso no fechamento do arco invertido. Um ponto destacado pelos autores é que a curva de recalques tem um valor mínimo para profundidades relativas próximas ao intervalo 1.1-1.2. ORTIGÃO & SHI (1997) apresentam ainda outras análises de sensibilidade, que não são reproduzidas aqui, envolvendo principalmente o valor do SPT.

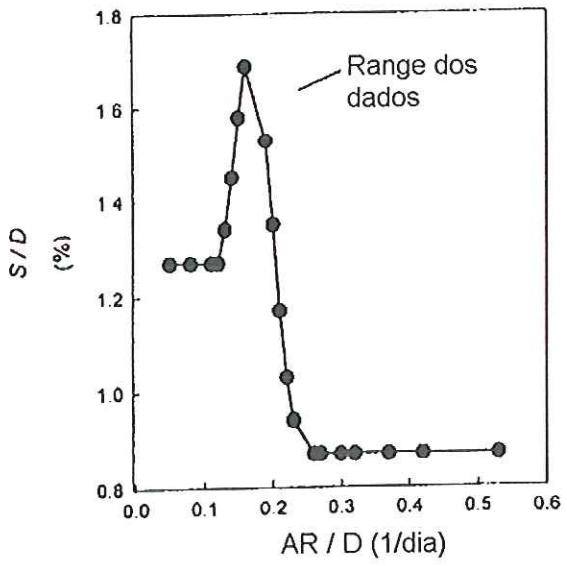


Figura 3.10 - Efeito da velocidade de escavação nos recalques (ORTIGÃO & SHI, 1997).

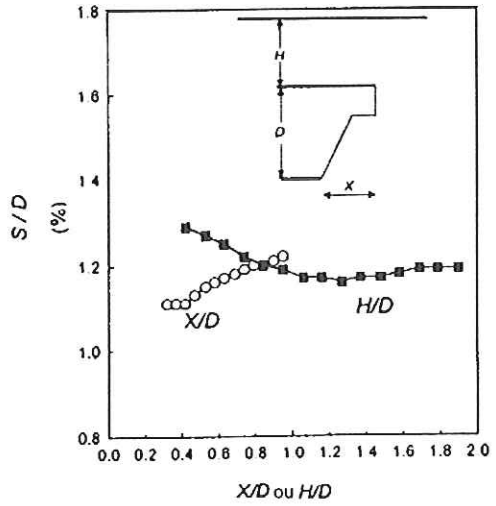


Figura 3.11 - Efeito da profundidade relativa e do atraso no fechamento do arco invertido nos recalques (ORTIGÃO & SHI, 1997).

O projeto preliminar de escavações em rocha tem nas classificações geomecânicas uma importante ferramenta. LEE & STERLING (1992) desenvolveram um sistema, utilizando rede neurais, para identificar prováveis modos de ruptura em escavações subterrâneas que guarda semelhanças com as classificações tradicionais.

O sistema desenvolvido por LEE & STERLING (1992) tem características de uma memória auto-associativa, isto é, a rede relaciona as características geológicas e o modos de ruptura com as próprias características e modos de ruptura, conforme pode ser observado na Figura 3.12. Os autores consideram que o sistema se mostra capaz de dar resposta com êxito para os problemas em um nível competitivo de um humano. STERLING & LEE (1992) apresentam uma atualização deste sistema com o acoplamento de um sistema especialista.

YANG & KIM (1996) apresentam um sistema para determinação de propriedades de um maciço rochoso, utilizando uma arquitetura de redes neurais semelhante ao de LEE & STERLING (1992). A diferença é que os modos de ruptura não são incluídos na rede. Desta forma, o sistema é capaz de inferir dados

geológicos, para levantamentos incompletos. Os estudos de classificação de maciços rochosos com redes neurais são discutidos em detalhe no Capítulo 5.

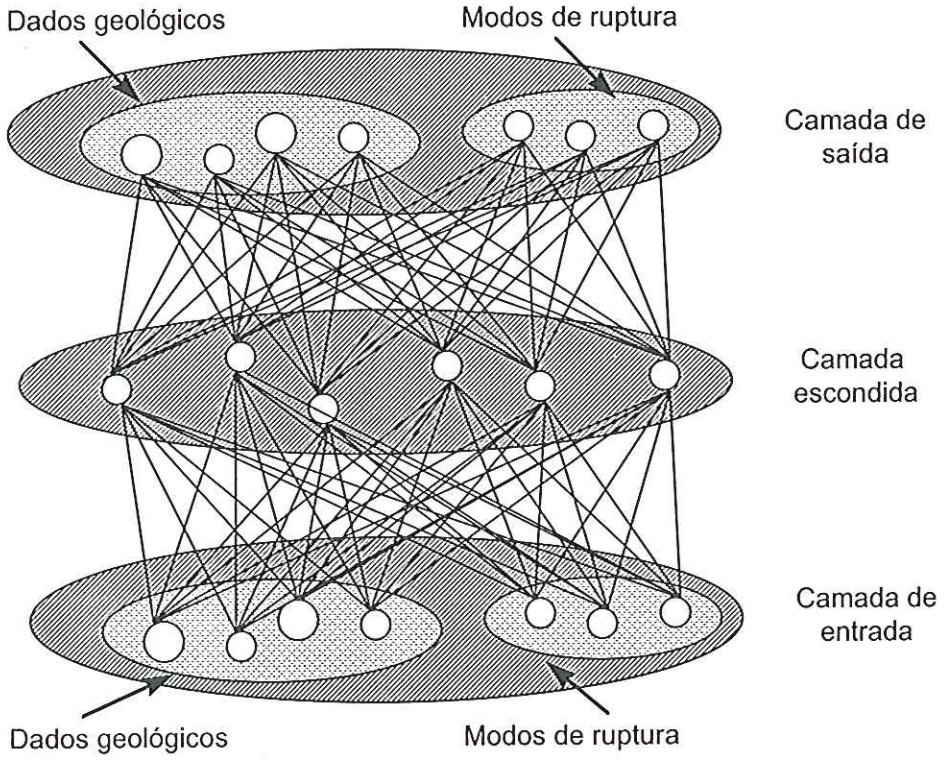


Figura 3.12 - Representação da rede utilizada por LEE & STERLING (1992).

Um sistema inteligente para projeto otimizado de estruturas subterrâneas é descrito por FENG *et al.* (1997). O sistema utiliza dados de levantamento geológico e ensaios *in situ* para realizar, inicialmente, uma classificação geomecânica e um zoneamento do problema. Em seguida o sistema permite a adoção de uma das três seguintes abordagens de projeto: 1) projeto empírico baseado em um sistema especialista acoplado com uma rede neural; 2) combinação entre o projeto empírico e métodos numéricos; e 3) o projeto elaborado é refinado com calibração utilizando resultados de monitoração de campo.

SELLNER (2000) propôs um sistema para estimar os deslocamentos durante a abertura de um túnel. O trabalho se utiliza de funções analíticas, anteriormente

definidas, que consideram a dependência do tempo e o efeito do avanço da frente de escavação. Uma rede neural foi utilizada para relacionar os parâmetros das funções com as propriedades geológicos e geotécnicas dos maciços. O método foi aplicado com sucesso em campo em escavações na Áustria.

3.7 - FUNDAÇÕES

O uso de fórmulas empíricas e semi-empíricas para previsão da capacidade de carga de fundações é uma prática corrente. As redes neurais podem ser uma nova ferramenta para elaboração deste tipo de correlação. LEE & LEE (1996), utilizando dados da literatura, treinaram e testaram uma rede que relacionava a capacidade de carga de estacas cravadas com a relação comprimento sobre diâmetro, SPT médio ao longo do fuste, SPT médio na região da ponta, a nega (mm/golpe) e energia de cravação (kJ).

A capacidade de previsão da rede foi comparada com uma equação baseada no SPT, tendo apresentado um desempenho superior. O máximo erro na previsão da capacidade de carga não excedeu 25%. O tipo de solo não foi levado em conta.

Um estudo para determinação de capacidade de carga em estacas cravadas em argila foi apresentado por GOH (1995a). O autor testou várias arquiteturas de rede para determinação da capacidade de carga. As quatro arquiteturas possuiam como camada de entrada: 1) resistência não-drenada (S_u) tensão efetiva vertical média (σ'_m); 2) S_u e comprimento da estaca (L); 3) S_u, σ'_m e L; e 4) S_u, s'_m, L e diâmetro da estaca (D). Os dados para treinamento e teste eram oriundos de provas de carga relatadas na literatura técnica. A rede apresentou um desempenho superior na previsão da capacidade de carga em relação a métodos convencionais. Uma exceção se faz em relação à terceira arquitetura testada, que teve o coeficiente de correlação (da reta medido = previsto) um pouco inferior a um dos métodos convencionais, para o conjunto de treinamento; já no conjunto de teste o desempenho foi superior.

Uma rede neural, *a priori*, não é originada a partir de um princípio físico que rege um determinado problema. Nada impede que na elaboração da arquitetura da rede seja utilizado como referência um modelo já existente, que tenha sido desenvolvido baseado em princípios físicos. Um *Perceptron* de três camadas foi utilizado por CHAN et al. (1995) para relacionar a capacidade de carga de estacas cravadas com parâmetros utilizados em uma fórmula convencional. A capacidade de previsão foi superior à da formula convencional. Um desenvolvimento e resultados semelhantes são apresentados por GOH (1996b).

O estudo contemporâneo do comportamento das estacas cravadas tem no acompanhamento das ondas de compressão, durante a cravação, um instrumento importante. Acelerômetros são colocados na estaca, e durante o processo de cravação, o comportamento destes instrumentos é acompanhado. Integrando o resultado desta instrumentação é possível determinar velocidades, deslocamentos e por conseqüência forças, que atuam na estaca. Os modelos matemáticos utilizados para interpretar os resultados da instrumentação, usualmente, requerem ajustes de parâmetros de forma iterativa. A automação destes ajustes já teve solução, na forma de um problema de otimização, o que, no entanto, não é bem estabelecido. O ajuste manual dos parâmetros continua como prática usual.

Uma forma alternativa para determinar a capacidade de carga partindo destes ensaios dinâmicos foi apresentada por CHOW *et al.* (1995). Conhecendo as características da estaca e através do acompanhamento das ondas de compressão assume-se ser possível determinar os parâmetros do solo pelas forças e velocidades medidas na cabeça da estaca. Com a estaca discretizada em 25 segmentos de igual comprimento, no modelo proposto, os autores assumem que o problema pode ser representado por um funcional de forma:

$$\left(R_u^i, k_s^i, c_s^i, J^i, N^i; R_u^t, k_s^t, c_s^t, J^t, N^t\right) = f\left(\rho_p, E_p, L, A_p; F_H(t), V_H(t)\right), \quad (i = 1,...,25) \quad (3.2)$$

onde, $F_H(t)$ e $V_H(t)$ são força e velocidade medidas na cabeça da estaca; ρ_p, E_p, L, A_p são o peso específico, o módulo de elasticidade, o comprimento e a área da seção da estaca; R_u^i, k_s^i, c_s^i são a resistência do solo, a rigidez e o coeficiente de amortecimento por unidade de comprimento, relacionada ao i-ésimo elemento, J^i, N^i são coeficientes de proporção; R_u^t, k_s^t, c_s^t e J^t, N^t são os correspondentes para a estaca de referência.

Uma rede neural foi treinada para fazer o mapeamento da eq. (3.2). A rede mostrou-se capaz de reproduzir bem as curvas força e velocidade com qualidade comparável a um ajuste manual. A previsão da capacidade de carga estática apresentou erros da ordem do limite inferior dos obtidos por um especialista humano. ROBERT (1994) apresenta uma outra abordagem para a solução do mesmo problema.

GOH (1994b) mostra, em um exemplo ilustrativo, que uma rede neural é capaz de aprender a reproduzir uma fórmula teórica de capacidade de carga de sapata circular em areia.

3.8 - GEOTECNIA AMBIENTAL

O conhecimento de como se dá o processo de contaminação em sólidos porosos é importante para previsão dos impactos da disposição de rejeitos. Em laboratório, o ensaio de coluna é muito utilizado para levantar a capacidade de atenuação do solo. O ensaio consiste, basicamente, em percolar uma coluna de solo com uma determinada solução contaminante, a uma concentração específica. A concentração é monitorada na entrada e na saída, ao longo do tempo. Os resultados deste ensaio são usualmente apresentados na forma de chegada. Nestas curvas a concentração relativa é apresentada como função do número de volume de poros ou do tempo, representando a propagação da frente de contaminação. Um tipo de curva de chegada é ilustrada na Figura 3.13.

As redes neurais são uma alternativa interessante para tratamento deste tipo de problema, pois a modelagem matemática do problema é muito complexa. Utilizando resultados de ensaios de coluna, realizado em carvão ativado e tendo como contaminante o fenol, BASHEER & NAJJAR (1996a) treinaram uma rede para prever a curva de chegada. Na camada de entrada estavam representados a concentração inicial, peso de material e raio da partícula; na camada de saída a curva de chegada era representada através dos tempos relativos à chegada de 1, 5, 25, 50, 75 e 95% de concentração relativa. A rede foi capaz de reproduzir bem as curvas de chegada.

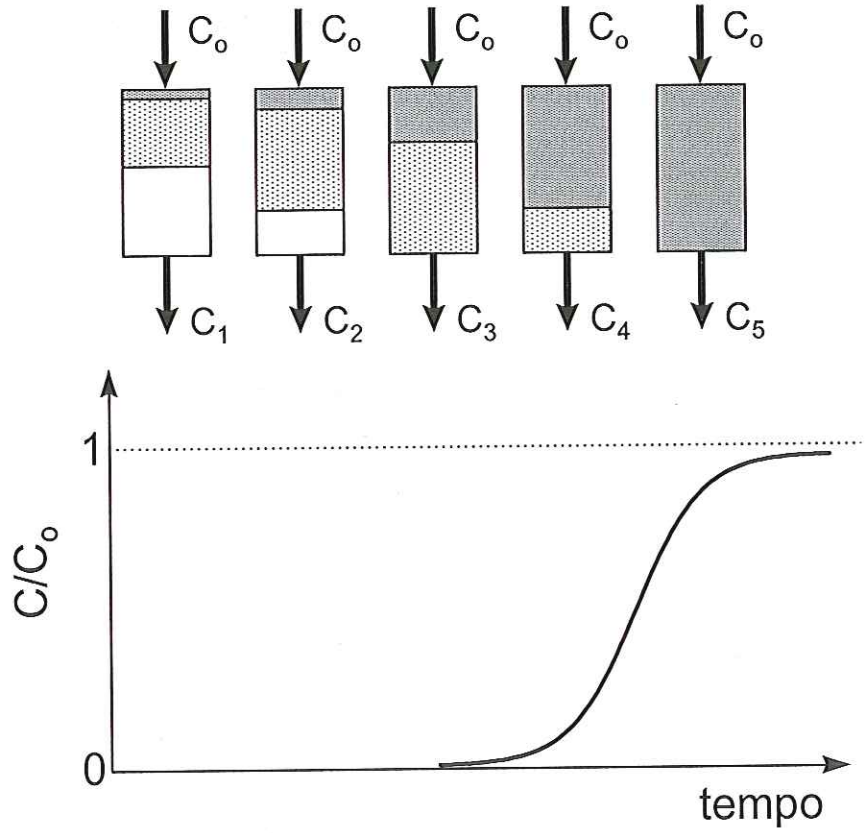


Figura 3.13 - Curva de chegada de um ensaio de coluna.

A escolha de locais destinados à disposição de resíduos requer uma detalhada descrição da distribuição da permeabilidade do maciço da base. Em geral, o problema de escolha de local é um problema de otimização, onde várias restrições devem ser

observadas. Algumas restrições envolvem características do meio ambiente, incluindo um amplo espectro de parâmetros geotécnicos e hidrogeológicos. Estes parâmetros envolvem características dos solos (como a permeabilidade), geologia (por exemplo a espessura das camadas impermeáveis, tipo de rocha, presença de descontinuidades, continuidade da camada impermeável), lençol subterrâneo (profundidade do nível d'água, flutuações sazonais, proximidade de poços, direção do fluxo, entre outros), topografia, etc.. Outras restrições podem envolver limitações econômicas, impactos sociais e considerações políticas (NAJJAR & BASHEER, 1996a).

Neste tipo de problema, um ponto importante da caracterização do maciço é a distribuição espacial da condutividade hidraúlica. NAJJAR & BASHEER (1996a) utilizaram uma rede neural para relacionar as coordenadas X, Y com a condutividade hidráulica. Uma vantagem de utilizar a rede neural é a possibilidade de facilmente poder estender o mapeamento para o caso tridimensional.

Um mapeamento da condutividade hidráulica, também, foi realizado por RIZZO & DOUGHERTY (1994), que relacionaram a posição no plano com classes de condutividade. A saída da rede era composta por três unidades, e apenas uma unidade deveria ser ativada, representando uma situação de condutividade alta, média ou baixa. RIZZO *et al.* (1996) aplicaram este tipo de rede, e uma rede que determina o valor da condutividade, para caracterização de um caso real.

Uma alternativa para recuperar áreas degradadas é realizar bombeamento d'água em alguns pontos para assim mudar ou controlar a direção do fluxo e da pluma de contaminação. ROGERS & DOWLA (1994) utilizaram uma combinação de um *Perceptron* multicamadas com algoritmos genéticos para determinar uma configuração ótima para a posição do bombeamento. A rede neural foi treinada, com resultado de simulações numéricas, para representar o comportamento da água subterrânea em diversos cenários. O algoritmo genético foi utilizado para determinação da posição ótima do bombeamento.

3.9 - OUTROS

ZHANG *et al.* (1991) utilizaram uma rede *Perceptron* multicamadas para relacionar mineralogia, tamanho e forma do grão, densidade, porosidade com a deformabilidade de um arenito.

BANAN & HJELMSTAD (1996) estudaram a durabilidade de pavimentos utilizando uma rede neural. A rede foi capaz de modelar melhor o desempenho do pavimento que formulas convencionais.

CASSA & CUNHA NETO (1996) utilizaram uma rede neural para prever a resistência do concreto aos 28 dias a partir da resistência obtida em ensaios com idades de um e sete dias. A previsão da rede apresentou, quase sempre, precisão melhor que técnicas estatísticas. Os autores apresentam ainda uma rede para prever a resistência aos 28 dias para misturas com diferentes tipos de cimento.

AHN *et al.* (1991) utilizaram uma rede de Kohonen para geração de malha de elementos finitos. A rede auto-organizativa mostrou-se capaz de realizar geração de malhas não estruturadas com densidades maiores em locais pré-definidos. Este tipo de tarefa apresenta dificuldades para os geradores convencionais. DYCK *et al.* (1992) utilizaram um *Perceptron* multicamadas para escolher densidades de malha iniciais para análises por elementos finitos.

YAMASHITA et al. (1995) utilizaram a propriedade da rede de Hopfield de minimizar uma função energia para minimizar diretamente o funcional utilizado em análises convencionais de elementos finitos. Os resultados obtidos apresentaram ótima correlação com soluções teóricas.

COUTINHO NETO (2000) utilizou uma rede MLP para realizar uma retro-análise para permitir a determinação dos módulos resilientes de camadas do pavimento, partindo de informações das camadas e de deflexões resultantes de ensaios o ensaio de viga *Benkelman* e do *Falling Weight Deflectometer*.

Capítulo 4

MATERIAIS E MÉTODOS

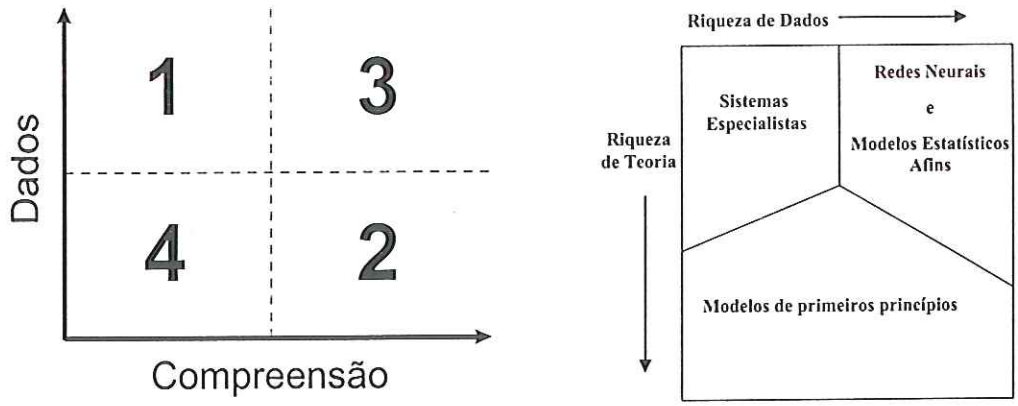
4.1 - INTRODUÇÃO

O desenvolvimento de um modelo para auxiliar a solução de um problema geotécnico é uma prática comum. Um modelo é uma representação ou abstração de um sistema ou processo. Os modelos são construídos para: 1) definir um problema, 2) organizar as idéias, 3) compreender os dados, 4) comunicar e testar a compreensão, 5) realizar previsões. Um modelo é acima de tudo uma ferramenta intelectual (STARFIELD & BLELOCH, 1986).

A seleção do tipo de modelo pode ser descrita de forma sistemática através do diagrama de Holling, onde em um eixo é representado a quantidade/qualidade de dados disponíveis e no outro eixo é representado o grau de compreensão do problema a ser resolvido (Figura 4.1a). O diagrama divide o quadrante entre os eixos em quatro regiões. Na região 1 existe uma boa coleção de dados mas limitada compreensão do problema. Nesta região a estatística é uma boa ferramenta para modelagem. Na região 3 existe boa quantidade de dados e compreensão do problema. Para problemas nesta região modelos teóricos podem ser elaborados, validados e utilizados com convicção. As regiões 2 e 4 relacionam-se a problemas de dados limitados no entendimento de que os dados relevantes não são disponíveis ou não podem ser facilmente obtidos (STARFIELD & CUNDALL, 1988).

Uma discussão similar é apresentada por RUMELHART *et al.* (1995) que buscam responder qual o tipo de problema para o qual uma rede neural pode ser uma boa opção. A Figura 4.1b permitem identificar os problemas em termos de "Riqueza de Dados" e "Riqueza de Teoria". A idéia básica defendida pelos autores é que diferentes tipos de sistemas são apropriados para diferentes tipos de problema. Se está disponível uma boa teoria é possível especificar um "modelo físico" para descrever o fenômeno. Tal modelo de "primeiros princípios" é de especial valor quando se tem poucos dados. Em determinadas situações possui-se uma "teoria pobre" e "dados pobres". Em tal caso, um bom modelo pode ser determinado através de entrevistas com especialistas na área, e com base na compreensão destes, planejar um "sistema especialista" (RUMELHART *et al.*, 1995).

Os casos em que as redes neurais são particularmente úteis são domínios onde se possui muitos dados (com os quais é possível treinar a rede) mas não se possui muita teoria, e não é possível construir modelos de "primeiros princípios". Note-se que quando uma situação possui bastante complexidade e se possui dados suficientes, pode ser que sejam necessárias diversas aproximações de modelos de "primeiros princípios" até se obter bastante compreensão teórica. Modelos melhores podem ser construídos através de aprendizagem do que pela aplicação dos modelos teóricos disponíveis (RUMELHART *et al.*, 1995).



(a) STARFIELD & CUNDAL (1988) (b) RUMELHART *et al.* (1995)

Figura 4.1 – Seleção do tipo de modelo segundo a disponibilidade de dados empíricos e compreensão teórica do problema.

Seria desejável trabalhar com problemas apenas na região 3 do diagrama de Holling, entretanto, diferentes problemas da Engenharia Geotécnica são encontrados em todas as regiões do diagrama. Logicamente, é interessante o desenvolvimento de ferramentas que permitam o aumento da compreensão dos problemas e também do tratamento dos dados disponíveis.

A capacidade de descrição do comportamento de um maciço rochoso vem sendo incrementada nas últimas décadas. Atualmente é possível descrever em um modelo computacional diversos detalhes geológicos, geotécnicos e geométricos, bem como peculiaridades do comportamento dos materiais que compõem o maciço rochoso. Modelos que representam o maciço fraturado, ou como contínuo equivalente estão disponíveis. Também existem técnicas que permitem o estudo acoplado dos fenômenos hidráulicos, térmicos e mecânicos que ocorrem nos maciços rochosos.

Na terminologia de HUDSON & HUDSON (1993) pode-se caracterizar uma abordagem, denominada de *sintética*, que busca uma "exata representação" de cada componente do sistema e por conseqüência construir, ou sintetizar, o comportamento global do sistema. Em alternativa, existe uma outra abordagem, denominada de *analítica*, onde se busca uma representação do comportamento global do maciço rochoso, e o comportamento "não-exato" das partes pode ser obtido quebrando o sistema em suas partes componentes, isto é, em um processo de análise. Espera-se que a combinação das duas abordagens possa trazer aos modelos elaborados os benefícios de cada abordagem. As principais características destas abordagens estão mostradas esquematicamente na Figura 4.2.

Na aplicação prática da Mecânica das Rochas os sistemas de classificações geomecânicas constituem-se na abordagem de projeto de maior similaridade com os chamados modelos analíticos de HUDSON & HUDSON (1993). Os aspectos teóricos e práticos que permitem a representação de um maciço rochoso como uma rede neural são apresentados a seguir.

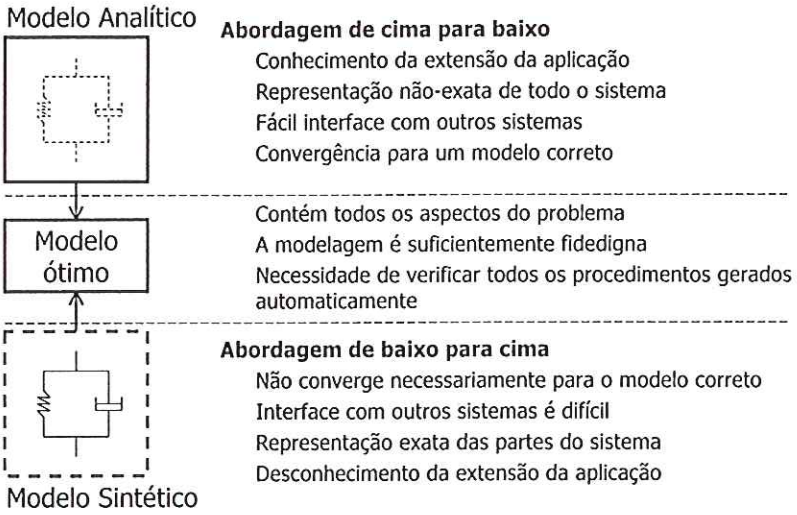


Figura 4.2 - Abordagens na construção dos modelos (HUDSON & HUDSON, 1993).

4.2 – CLASSIFICAÇÃO DE PADRÕES

O conceito de classificação envolve o aprendizado de similaridades e diferenças de padrões que são abstrações de instâncias de objetos em uma população de objetos não idênticos. A associação entre padrões e suas causas são os tijolos com que se levantam as paredes do conhecimento científico. Um exemplo disto é a classificação de formas de vida elaborada pelo físico sueco Carl von Linne, que tornou possível a elaboração da teoria da evolução de Darwin (LOONEY, 1997).

Os seres humanos reconhecem a face de amigos em uma multidão, letras e palavras em uma página impressa, a voz de conhecidos, melodias favoritas, o aroma de frutas frescas, padrões trançado em tecidos, forma de folhas, significado contextual de palavras em frases, e assim por diante. Os sentidos preprocessam sinais de onda sonoras ou luminosas que são modularizados, isto é, são transformado em algum estilo (*fashion*) que relaciona o objeto com a informação impressa nele. Os sinais preprocessados e modulados são mapeados em uma decisão que equaciona o reconhecimento do objeto. Tal processamento detecta (discrimina) diferenças sutis na modularização dos sinais para realizar o reconhecimento. Aqui um padrão será

tomado como uma primitiva em que se concorda com seu significado sem a necessidade de defini-lo.

Quando se determina que um objeto de uma população P pertence a uma sub-população S, se diz que um reconhecimento de padrões é realizado. O ato de reconhecer um objeto individual como único em uma classe é chamado identificação. Classificação é o processo de agrupar objetos em classes (sub-populações) de acordo com suas semelhanças ou similaridades percebidas. O estudo de reconhecimento de padrões inclui ambas operações, reconhecimento e classificação.

A aprendizagem é realizada por um sistema quando ele registra sua experiência em mudanças internas ao próprio sistema que causam mudanças no seu comportamento. Os seres humanos aprendem por experiência acumulando regras em várias formas como associações, tabelas, inequações, equações, relações, estruturas de dados, implicações lógicas, dentre outros. Classificação é uma forma de aprendizado que permite, partindo de atributos antecedentes, induzir as classes que são conseqüentes. Raciocínio é o processo de aplicação de regras gerais, equações, relações, e partindo de uma coleção inicial de dados, fatos, ou similares, deduzir um resultado ou decisão. Reconhecimento é uma forma de raciocínio, enquanto que classificação é uma forma de aprendizagem.

A Figura 4.3 representa subpopulações $S_1,...,S_4$ de uma população P de objetos não idênticos, juntamente com o processamento que reconhece um objeto amostrado. Os atributos do objeto percebidos ou medidos para fornecer um vetor de padrões que é transformado se reduzindo a um conjunto de feições, e o objeto é reconhecido a partir de suas feições pelo reconhecedor de padrões. Sejam $\{m_i: i=1,...,P\}$ variáveis do padrão a serem medidas nos objetos selecionados de P. Um extrator de feições T transforma o vetor padrão $\mathbf{m} = (m_1,...,m_p)$ em um vetor feição $\mathbf{x} = (x_1,...,x_p) = T(\mathbf{m})$. O reconhecedor de padrões é um sistema que com o vetor de feições dado como entrada, realiza operações neste vetor de feições, para produzir como saída um único identificador (nome, número, palavra-chave, vetor, cadeia de caracteres, etc.) associado com à classe a qual o objeto pertence. De forma geral,

cada objeto individual é uma classe atômica (isto é, não possui subclasses), para que o processo de reconhecimento inclua o processo de identificação.

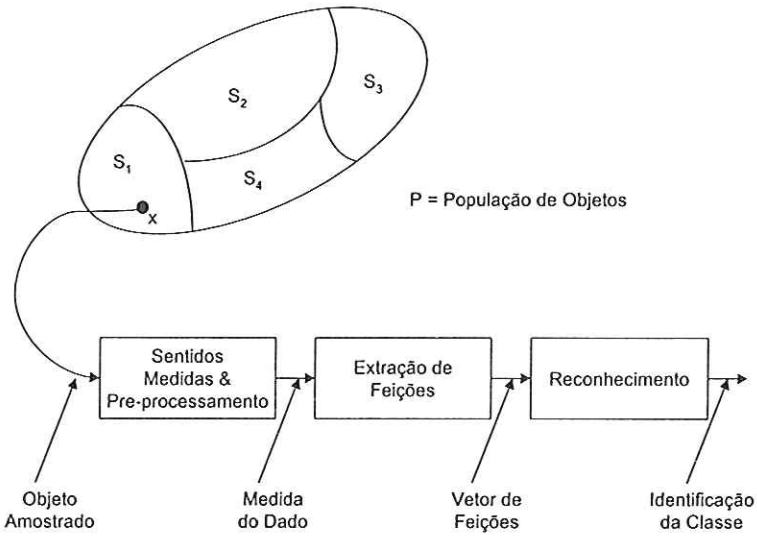


Figura 4.3 – Processo de reconhecimento/classificação (LOONEY, 1997).

O processo de reconhecimento descrito pode ser dito concreto, se o reconhecimento for baseado em medidas de atributo físicas. No mundo das idéias, padrões são baseados em cima de atributos de conceitos e modelos mentais; neste caso tem-se um reconhecimento abstrato de padrões.

Apresentando o processo mais formalmente, seja uma população P de objetos não idênticos, onde cada objeto é representado por um vetor padrão de medidas, de dimensão N_0. Tal vetor é usualmente convertido em um conjunto de dimensão N, o vetor feição. Desta forma, considere-se P como um conjunto de vetores feição, de dimensão N. Mais adiante, supõe-se que P é particionado em um número desconhecido de classes $S_1,...,S_k$. O problema de classificação é se múltiplos vetores feição pertencem ou não à mesma classe ou a classes diferentes. O problema de reconhecimento é: se ou não uma dado vetor feição amostra é equivalente a um vetor exemplar (protótipo, arquétipo, representativo), ou conjunto de vetores exemplares, que representam a classe.

Idealmente, um conjunto de feições usadas em uma decisão de classificação deveriam ser estatisticamente independente, em que nenhuma das feições possa ser determinada em função de outra feição no conjunto, ou estimada delas por correlação.

O espaço de feições para uma população de objetos com N feições é tomado como o espaço vetorial Euclidiano E^N, de dimensão N. Algumas vezes o espaço de feições pode ser tomado em um hipercubo $[0, 1]^N$, de dimensão N (ou de forma mais geral $[a, b]^N$).

A separabilidade entre os vetores feição é ilustrada na Figura 4.4, onde uma população P possui duas feições x_1 e x_2, assim o espaço de feições é um plano. Supõe-se que os objetos caem em duas subpopulações S_1 e S_2. Na Figura 3.2(a) fica claro que uma linha reta pode separar as amostras. Entretanto, na Figura 3.2(b), mostra que uma simples linha reta não pode separar as classes. No caso (a) diz-se que as classes são linearmente separáveis, no caso (b) a separabilidade é não linear.

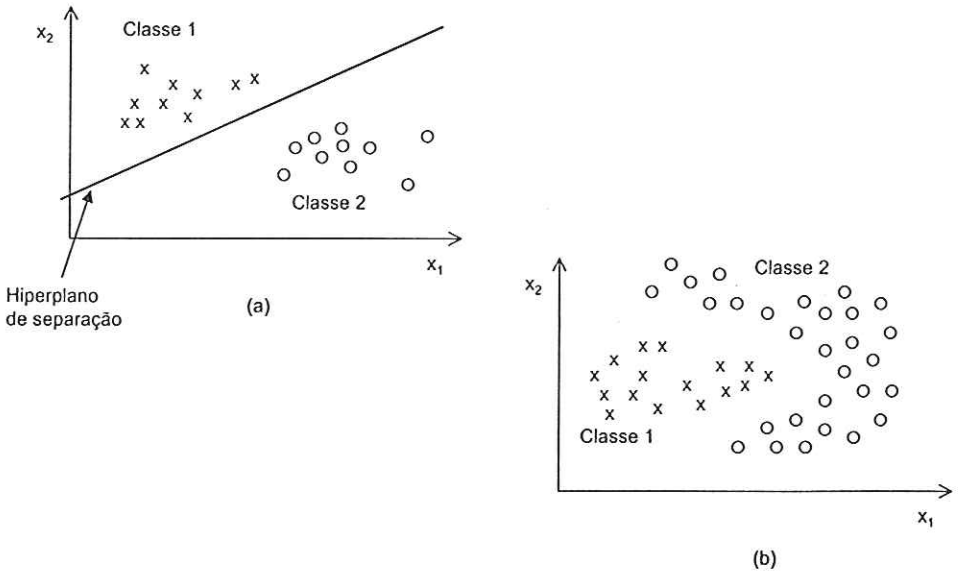


Figura 4.4 – Separabilidade linear e não-linear no espaço de feições. (a) Classes linearmente separáveis. (b) Classes não-linearmente separáveis. (LOONEY, 1997).

Existem diferentes metodologias de reconhecimento e classificação de padrões, algumas utilizam-se de estatística para realizar a tarefa, outras baseiam-se em diferentes princípios. Em um enfoque moderno ao problema utiliza-se das redes neurais.

4.3 – REDES NEURAIS E CLASSIFICAÇÃO DE PADRÕES

O processo de classificação (treinamento) e reconhecimento (tomada de decisão) é um tarefa realizada naturalmente por uma rede neural. Um espaço de feições, de dimensão N, pode ser separado em dois semi-espaços por um hiperplano H, determinado por uma função, chamada de discriminante, que possui equação de forma:

$$D(\mathbf{x}) = w_1 x_1 + w_2 x_2 + \ldots + w_N x_N + w_{N+1} x_{N+1} \tag{4.1}$$

Cada vetor feição, $\mathbf{x} = (x_1,\ldots,x_N)$, satisfaz uma das três condições:

$$D(\mathbf{x}) > 0\,, \qquad D(\mathbf{x}) = 0\,, \qquad D(\mathbf{x}) < 0$$

Caso a primeira inequação seja satisfeita, o vetor está no semi-espaço direito, caso a terceira inequação seja satisfeita, o vetor pertence ao semi-espaço esquerdo. Na opção restante, o vetor feição satisfaz a Equação (4.1), estando contido no hiperplano.

A rede neural representada na Figura 4.5 é um modelo para o processo de separação linear entre classes. Por uma conveniência de notação, aumenta-se de um a dimensão do vetor feição, colocando-se um valor unitário na posição N+1, assim $\mathbf{x} = (x_1,\ldots,x_N,1)$. Os pesos são representados em um vetor de dimensão N+1, $\mathbf{w} = (w_1,\ldots,w_{N+1})$. Pode-se então escrever:

$$D(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{N+1} w_i x_i = \mathbf{w}^t \mathbf{x} \tag{4.2}$$

As entradas são combinadas linearmente com os pesos por multiplicação e então somadas para obter *net* = $D(\mathbf{x})$. O valor de *net* é colocado em uma função *threshold*, onde se produz uma saída $y = 1$, se *net* ≥ 0 ou $y = -1$, se *net* < 0. O identificador de classes é y, o vetor feição descreve um objeto da classe 1 se $y = 1$, ou da classe 2 se $y = -1$.

Um modelo neural como o representado na Figura 4.5 pode fazer apenas separação linear entre classes. A impossibilidade de realizar uma separação não-linear foi um dos motivos pelo qual a pesquisa em redes neurais perdeu impulso no fim da década de 1960.

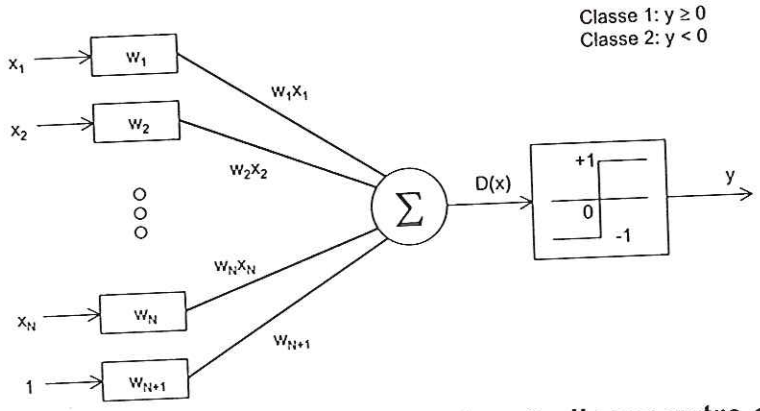


Figura 4.5 – Rede neural para discriminação linear entre classes.

Uma tarefa simples como aprender a tabela do ou exclusivo (XOR) não pode ser realizada por uma rede de uma camada. A operação lógica de ou exclusivo: para duas entradas booleanas, retorna um valor falso se ambas entradas possuem o mesmo valor e verdadeiro caso apenas uma das entradas apresente valor verdadeiro (Tabela 4.1).

Embora a separabilidade linear esteja implícita em uma rede com apenas uma camada, redes com mais de uma camada podem compor superfícies discriminantes de formas mais complexas. Redes com duas camadas definem superfícies de

separação convexas, a partir de três camadas estas superfícies passam a possuir forma arbitrária.

Tabela 4.1 – Tabela do *ou exclusivo* (XOR).

Sentença 1	*Sentença 2*	*Saída*
V	V	F
V	F	V
F	V	V
F	F	F

O efeito de se trabalhar com mais de uma camada já era conhecido, desde a década de 1960, mas um algoritmo de treinamento para essas redes era desconhecido. Com a proposição do algoritmo *backpropagation*, por RUMELHART, *et al.* (1986), o problema do treinamento foi superado, permitindo que redes com mais de uma camada passaram a possuir aplicabilidade em larga escala.

O trabalho de HORNIK *et al.* (1989) apresenta uma dedução formal de que os perceptrons multi-camadas são aproximadores universais de funções. Segundo LOONEY (1997) o teorema demonstrado por aqueles autores, estabelece que as redes neurais *feedforward* são suficientemente poderosas para desempenhar discriminação não-linear de padrões. Isto significa que qualquer falha na classificação não pode ser atribuída ao paradigma das redes neurais. Em lugar disto, a falha deve ser imposta a um treinamento inadequado, uma arquitetura inadequada para o problema em mãos, a problemas com ruídos ou ainda a não separabilidade dos dados das feições.

4.4 – REPRESENTAÇÃO DE DADOS

Os padrões de atividade que são associados ou utilizados para classificação devem descrever aspectos do mundo real. A *representação* de dados diz como cada informação importante é codificada no vetor feição. Em geral a representação de

dados é a decisão mais importante no projeto de uma rede neural. Com uma boa representação provavelmente a rede irá funcionar bem. Para uma representação pobre o melhor algoritmo de treinamento poderá falhar. Uma representação efetiva usualmente não poderá ser desenvolvida sem uma codificação inicial dos dados de entrada. Em geral, quanto mais se conhece sobre os detalhes do problema a ser modelado menos a rede precisará ser treinada e a capacidade de generalização será melhor (ANDERSON, 1995).

Uma representação muito comum em modelos de redes neurais é a chamada representação "*grandmother cell*", onde um vetor de dimensão igual ao numério de classes terá apenas valores nulos e um valor unitário para a posição que indica uma classe particular (ANDERSON, 1995). Este tipo de representação é muito comum na representação de problemas de classificação. Na representação apenas uma unidade do vetor de saída é ativada como representação da categorização. Uma particularidade útil da representação "*grandmother cell*" é que os vetores de estado representando diferentes objetos são ortogonais. Este tipo de representação é extremamente localizada.

Considerando um sistema que tem de representar informações sobre quatro itens: uma rocha, um cachorro, um lobo e uma ovelha. Uma representação "*grandmother cell*" para o problema é ilustrada na Figura 4.6.

Rocha:	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...
Lobo:	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	...
Cachorro:	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	...
Ovelha:	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	...

Figura 4.6 - Exemplo de representação "*grandmother cell*" (ANDERSON, 1995).

A Figura 4.7 mostra outro tipo de representação, a chamada *decomposição de feições*, a presença de um 1 corresponde a presença e um 0 a ausência de uma dada

feição. Neste tipo de representação o conjunto de feições deve ser escolhido de forma a refletir o conhecimento que se deseja representar.

Rocha:	0 1	0 1	0 0 1	1 0 0	0 0 0 1	0 1	0 1	0 0 0 0 0 1
Lobo:	0 1	1 0	1 0 0	0 1 0	0 0 0 1	0 1	0 1	0 0 0 0 1 0
Cachorro:	0 1	1 0	1 0 0	0 1 0	0 0 0 1	0 1	0 1	0 0 0 0 1 0
Ovelha:	0 1	1 0	0 1 0	0 1 0	0 0 0 1	1 0	1 0	0 0 0 0 1 0
	Humano Não humano	Mole Duro	Macho Fêmea Neutro	Pequeno Médio Grande	Compacto 1-D 2-D 3-D	Pontiagudo Arredondado	Frágil Inquebrável	Comida Brinquedo Ferramenta Utensílio Mobília Animado Natural-inanimado

Figura 4.7 - Exemplo de representação por decomposição de feições (ANDERSON, 1995).

ANDERSON (1995) sugere as cinco seguintes regras gerais para representação de dados:

1. Eventos similares devem possuir representações similares.
2. Eventos que têm de ser separados devem possuir representações diferentes.
3. Feições importantes podem utilizar muitas unidades de processamento para serem representadas.
4. Realizar o máximo de pré-processamento possível, de forma que a parte adaptativa da rede neural tenha o menor trabalho possível.
5. Elaborar representações flexíveis e fáceis de programar.

4.5 – ESCALAS PARA DADOS QUALITATIVOS

Para realizar medidas faz-se necessário conceber variáveis que poderão ter natureza quantitativa ou qualitativa. O tipo de variável condiciona as oportunidades de análise (PEREIRA, 1999). Os dados utilizadas na descrição de maciços rochosos

podem ser quantitativos (isto é, eles são números) ou podem ser qualitativos (isto é, descrições como: "muito má qualidade", "descontinuidades lisas, onduladas") (BARTON, 1999).

O dado qualitativo é a representação simbólica atribuída a manifestações de um evento qualitativo. O dado qualitativo é uma forma de quantificação do evento qualitativo que normatiza e confere um caráter objetivo à sua observação (PEREIRA, 1999).

Para mensuração de dados qualitativos o que é pertinente lembrar é a distinção entre objeto e atributo: o dado qualitativo é uma estratégia de mensuração de atributos, ou seja, o objeto (o objetivo) da mensuração não é o objeto (a coisa) em si, mas seus predicados (PEREIRA, 1999).

A consideração de premissas (postulados, proposições, axiomas) é inerente à estrutura do conhecimento científico e condiciona o entendimento de objetividade e verdade, ou seja, de representação do real (PEREIRA, 1999).

O uso de medidas categóricas implica em uma incorporação de incertezas às medidas, mas não implica qualquer obstrução à produção do conhecimento (PEREIRA, 1999), lembrado que, com menor exatidão a capacidade de generalização é maior.

Segundo PEREIRA (1999) com base nas relações entre atributos e sua representação simbólica na forma de uma codificação numérica, podem ser distinguidas quatro tipos de escala: *nominal*, *ordinal*, *intervalar* e *proporcional*.

Segundo KRUMBEIN & GRAYBILL (1965) um dos aspectos peculiares ao tratamento de dados geológicos é a translação entre descrições qualitativas e medidas numéricas. Estes autores classificam os dados geológicos em três grupos principais. Os dois primeiros incluem observações qualitativas e medidas numéricas de objetos naturais e eventos no campo ou em laboratório de mensuração; o terceiro grupo

compreende dados medidos em laboratório experimental. As duas primeiras classes representam os dados observacionais de geologia, em contraste com os dados experimentais de geologia (KRUMBEIN & GRAYBILL, 1965).

A Figura 4.8 é uma representação esquemática das fontes de dados geológicos; mostra-se a divisão clássica em campo e laboratório, com esta ultima dividida em duas categorias de acordo que se os dados provem de experimento controlado ou de observações naturais. Nos trabalhos de campo cotidianos trabalha-se primariamente com dados observacionais; os dados experimentais auxiliam a aguçar e refinar a interpretação dos dados observacionais (KRUMBEIN & GRAYBILL, 1965).

Na definição adotada por KRUMBEIN & GRAYBILL (1965) no que se refere as observações de campo, indicadas na Figura 4.8, as medidas numéricas referem-se as medidas descritas pelas escalas intervalar e proporcional. Já as observações codificadas qualitativamente referem-se a escalas nominal e ordinal.

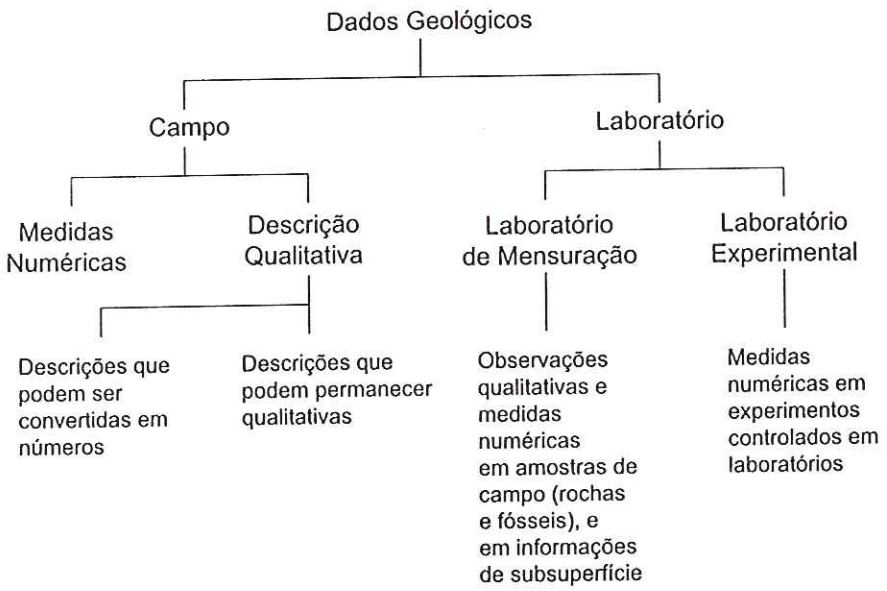


Figura 4.8 – Fontes de dados geológicos (KRUMBEIN & GRAYBILL, 1965).

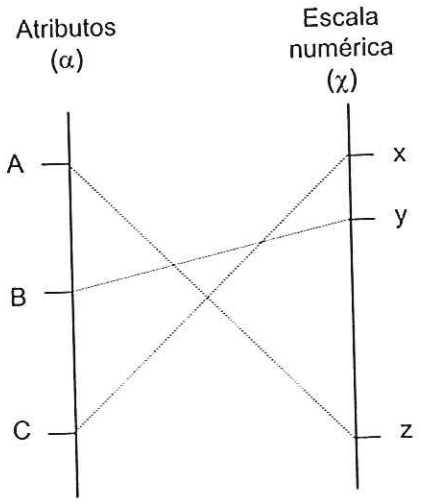
A *escala nominal*, Figura 4.9, mede atributos que só conhecem relações de equivalência (=, ≠). Uma escala nominal não tem sentido de direção, não tem unidade definida e também não conhece o valor nulo (zero). Na escala nominal, como de resto nos outros tipos de escala, a pertinência das propriedades da escala deverá ser examinada com vistas à sua aplicação ao seu objeto de estudo (PEREIRA, 1999).

A *escala ordinal*, Figura 4.10, mede atributos que se distingem em grau ou intensidade. Desta forma, além das relações de igualdade e desigualdade, podem ser conhecidas as relações de ordem (>, <). A escala possui sentido de direção, mas as unidades de mensuração são desconsideradas. O valor nulo não é definido, um eventual código zero não terá valor de nulidade, mas de posição entre eventuais códigos negativos e positivos. Na escala ordinal a ordem aritmética dos números não reflete necessariamente a ordem hierárquica dos atributos. Por exemplo, a classe de um maciço rochoso pode ser codificada como I, II, III com o estabelecimento de um sentido de orientação tal que 1 > 2 > 3, ou seja, primeira classe, segunda classe, terceira classe (PEREIRA, 1999).

A *escala intervalar*, Figura 4.11, mede atributos de forma que os intervalos da escala representem quantidades regulares de atributo. A escala é função linear dos atributos. Além da relação biunívoca entre atributos e códigos numéricos da escala e do sentido de orientação da medida, tem-se a definição de unidade de mensuração. A escala intervalar tem um zero, mas ele é um ponto arbitrado para a origem das unidades de medida e não tem correspondência com situação de zero atributo. As oportunidades de processamento e análise das medidas são muito maiores na escala intervalar do que nas precedentes, a custo, como sempre, de um maior número de premissas admitidas para a representação do atributo (PEREIRA, 1999).

A *escala proporcional*, Figura 4.12, mede atributos de forma que os acréscimos em atributos sejam representados por acréscimos proporcionais em valores de escala. A escala é uma função linear dos atributos e a origem é comum, ou

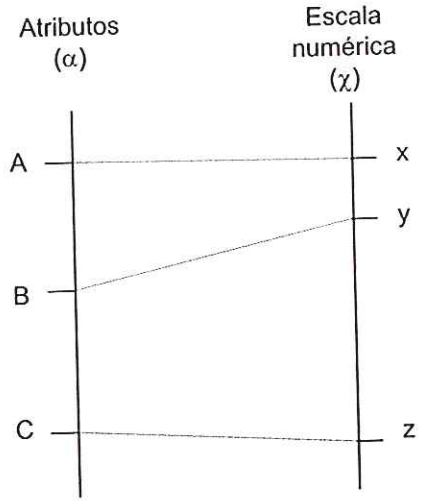
seja, há um zero real. A razão entre atributos e valores da escala, bem como a razão entre intervalos de atributos e intervalos de escala, é regular (PEREIRA, 1999).



Relação biúnivoca entre atributos e códigos, sem qualquer ordem.

$\alpha_i = \alpha_j \Rightarrow \chi_i = \chi_j$

Figura 4.9 - Escala nominal (PEREIRA, 1999).

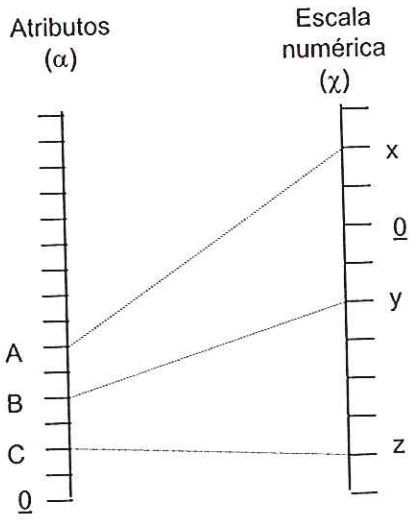


Relação biúnivoca entre atributos e códigos, em ordem definida.

$\alpha_i = \alpha_j \Rightarrow \chi_i = \chi_j$

$\alpha_i > \alpha_j \Rightarrow \chi_i > \chi_j$

Figura 4.10 - Escala ordinal (PEREIRA, 1999).



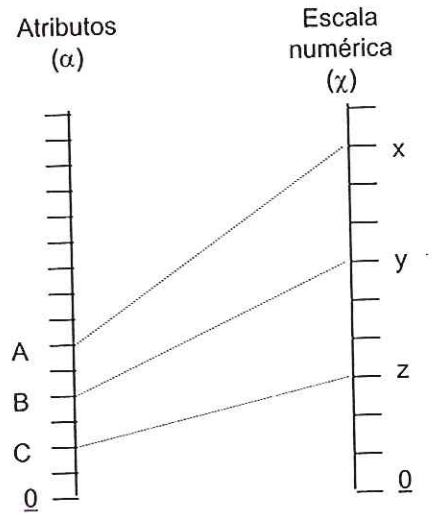
Relação biúnivoca entre atributos e códigos, com ordem e relação linear.

$\alpha_i = \alpha_j \Rightarrow \chi_i = \chi_j$

$\alpha_i > \alpha_j \Rightarrow \chi_i > \chi_j$

$\chi_i = c\alpha_i + b$ $\quad \alpha_i - \alpha_j/\chi_i - \chi_j = c$

Figura 4.11 - Escala intervalar (PEREIRA, 1999).



Relação biúnivoca entre atributos e códigos, com ordem e relação linear.

$\alpha_i = \alpha_j \Rightarrow \chi_i = \chi_j$ $\quad \alpha_i > \alpha_j \Rightarrow \chi_i > \chi_j$

$\chi_i = c\alpha_i$ $\quad \alpha_i - \alpha_j/\chi_i - \chi_j = c$

$\alpha_i / \chi_i = c$

Figura 4.12 - Escala proporcional (PEREIRA, 1999).

4.6 – PREPARAÇÃO DE DADOS

Segundo STEIN (1993) a preparação dos dados para alimentar um modelo de rede neural pode ser dividida em três fases: *especificação*, *inspeção* e *pre-processamento*. Estes passos são tipicamente realizados de forma iterativa e paralela.

A fase de *especificação* dos dados é provavelmente a decisão mais importante na elaboração de um modelo de rede neural. Nesta fase é escolhido o conteúdo e as fontes de dados para o modelo. Nesta fase é de fundamental importância a compreensão do domínio do problema. Deve-se definir que tipo de informação se deseja conhecer, que variáveis podem ser utilizadas, como outras variáveis podem fornecer a mesma informação indiretamente, o significado da variável no contexto. As variáveis candidatas devem ser compiladas para determinar a viabilidade de utilização de cada variável. Certas variáveis podem ser importantes, mas podem não estar disponíveis.

Após os dados serem identificados e coletados é necessário realizar uma *inspeção* na base de dados. Uma análise estatística dos dados poderá auxiliar muito na organização dos mesmos e na elaboração do modelo. Devem ser verificados os erros e falhas na base de dados.

Uma vez que as variáveis candidatas foram identificadas e os dados foram examinados inicia-se a fase de p*ré-processamento*, onde os dados são manipulados para se adequarem à aplicação desejada. MASTERS (1993) apresenta uma discussão detalhada de como representar dados nominais, ordinais, intervalares e proporcionais como entrada ou saída de uma rede neural.

4.7 – SIMULADORES

No presente trabalho foram utilizados diferentes modelos de redes neurais. Para sistematização dos dados foram elaboradas planilhas eletrônicas. Parte dos

gráficos e da manipulação dos dados foram realizados com recursos das próprias planilhas e do software *STATISTICA for Windows*. Parte dos gráficos tridimensionais foram elaborados utilizando os recursos do MATLAB (versão 5).

Os programas utilizados para processamento dos modelos apresentados nos itens 5.7 e 5.8 foram implementados por PAO (1989) em ANSI C. Foram realizadas pequenas adaptações nos programas para facilitar o processamento.

O algoritmo *backprogation* foi modificado para treinamento da rede para o estudo da representação local do Sistema Q apresentado no Capítulo 5 (Tabela 4.2).

Tabela 4.2 - Algoritmo *backprogation* modificado.

1. Aplica-se um vetor de entrada $\mathbf{x}_p = (x_{P,1},\ldots,x_{P,60})$, nas unidades de entrada.
2. Calcula-se, com os valores da camada de entrada, os valores de ativação para as unidades da camada oculta:

$$J_{Pi} = \sum_{k=k1[i]}^{k2[i]} w_{ik}^{h} x_{P,k}$$

3. As saídas da camada oculta são numericamente iguais ao valor de ativação.
4. O valor da ativação da unidade de saída é calculado com o valores de saída da camada oculta, lembrando que o somatório dos pesos das sinapses entre a camada escondida e a de saída é unitário:

$$Q_P = \sum_{k=1}^{6} w_k^o \prod_{k=1}^{6} J_{Pk}$$

5. Calcula-se a saída:

$$o_P = f(Q_P)$$

6. Calcula-se os termos de erro para a camada de saída:

$$\delta_P^o = (y_P - o_P) f'(Q_P)$$

7. Calcula-se os termos de erro para a camada de oculta:

$$\delta_{Pk}^h = \delta_P^o w_k^o$$

8. Atualiza-se os pesos da camada de oculta:

$$w_{ik}^h(t+1) = w_{ik}^h(t) + \eta \delta_{Pk}^h x_{p,k}$$

O processo é repetido até o número de classificações corretas desejável.

Um dos aspectos do algoritmo modificado é a atualização parcial dos pesos. O peso w_1 e os pesos que chegam a camada de saída não são atualizados durante o aprendizado. O aprendizado não fica comprometido nestes caso pois, segundo destacam RUMELHART *et al.* (1986), o erro continua sendo propagado pelos outros elementos da rede. Outra particularidade é que como a função escada não possui derivada contínua, para efeitos de cálculo tomou-se como pseudo-derivada da função, valores para cada patamar da função iguais a inclinação de segmentos de reta que ligam os extremos das classes somados ou subtraídos de meio. O desenvolvimento do simulador *NeuralQ* foi feito em linguagem Pascal, utilizando o compilador DELPHI versão 3.

Capítulo 5

APLICAÇÃO EM ESCAVAÇÕES SUBTERRÂNEAS

5.1 - INTRODUÇÃO

Uma escavação subterrânea é uma estrutura de grande complexidade e as únicas ferramentas que o projetista dispõe são modelos que ou são simplistas ou exigem um grau de caracterização e detalhamento espacial dos materiais em um nível difícil de alcançar durante as fases de estudo de viabilidade e projeto preliminar de uma obra. Nesta etapa de projeto são disponíveis poucas informações detalhadas sobre o maciço rochoso, sua compartimentação, seu estado de tensões e suas características hidrogeológicas. Desta forma o uso das classificações geomecânicas pode ser considerado extremamente benéfico. As classificações podem ser usadas para elaborar um visão da composição e características do maciço e prover estimativas iniciais do suporte de escavações, além de prover estimativas de propriedades de resistência e deformabilidade para o maciço rochoso (HOEK *et al.* 1995).

Como definição geral, pode-se dizer que as classificação geomecânica são esquemas que agrupam maciços em categorias de comportamento similar, relacionando estas categorias com soluções típicas para diversos problemas de engenharia.

É importante compreender que o uso de classificações geomecânicas não substitui (nem pode substituir) outros procedimentos de projeto mais elaborados. Entretanto tais procedimentos de projeto requerem informações relativamente detalhadas sobre as tensões *in situ*, propriedades do maciço e seqüência de escavação, sendo que nenhuma destas informações está usualmente disponível nos primeiros estágios do projeto. Até que estas informações se tornem disponíveis, as classificações devem ser atualizadas e utilizadas em conjunto com outras análises de campo (HOEK *et al.* 1995).

As classificações geomecânicas foram elaboradas por especialistas que após a sistematização da determinação da qualidade dos maciços, do tipo de soluções adotadas e comportamento observado em obras, em determinados locais para onde propuseram os sistemas. Cabe a observação de que a aplicação destes sistemas em outros locais que não o de sua origem, onde possam existir peculiaridades, deve ser seguido de bastante precaução e senso crítico, observando as peculiaridades locais.

Apesar desta precaução as classificações geomecânicas vem sendo aplicadas com sucesso nas mais diferentes geologias. SINGH & GOEL (1999) sugerem como principais razões para o uso das classificações geomecânicas:

1) As classificações podem prover melhor comunicação entre geólogos, projetistas, empreiteiros e engenheiros;
2) As observações, experiências e julgamentos dos engenheiros são correlacionadas e consolidadas mais efetivamente por um sistema de classificação quantitativo.
3) Engenheiros preferem números no lugar de descrições. Por esta razão, um sistema de classificação quantitativo possui considerável aplicação na avaliação de qualidade dos maciços rochosos.
4) As classificações ajudam na organização do conhecimento.

De forma geral, uma classificação geomecânica consiste em dar notas a diversas características do maciço. Estas notas são computadas de forma que o maciço recebe uma nota global. Desta forma as classificações geomecânicas buscam

separar os maciços rochosos em categorias de comportamento similar. Em um sistema de classificação quantitativo, uma nota mínima é associada a um maciço de péssima qualidade e uma nota máxima a um maciços de qualidade excelente.

Os sistemas de classificações permitem identificar os principais parâmetros que influenciam o comportamento do maciço rochoso. Desta forma é possível dividir uma formação rochosa particular em zonas de comportamento similar, provendo uma base para compreensão das características de cada maciço rochoso. Um aspecto a ser levantado é que com as classificações faz-se possível relatar a experiência das condições de um maciço em um local com a experiência encontrada em outros.

Nos primeiros sistemas de classificação, como os elaborados por Terzaghi, Rabcewicz, a determinação da classe a que pertencia o maciço era realizada pela *comparação com um maciço exemplar* (protótipo, arquétipo, representativo). Este fato aumenta o elemento de subjetividade nas classificações.

As principais classificações propostas após o início da década de 1970 possuem como característica que a determinação da classe do maciço é realizada com algum *processo de ponderação* de informações sobre as feições do maciço. A similaridade destes sistemas com as redes neurais já foi comentada, sendo interessante transcrever um trecho das conclusões de BARTON (1976):

> "The Q system is essentially a *weighting process*, in which the positive and negative aspects of a rockmass are assessed. A store of experience (case records), *which is itself based on early experience*, is searched to try to find the most appropriate support measures for the given excavations and rock mass conditions. The whole proceedure is probably not dissimilar to the mental process occurring when a very experienced tunnelling consultant is asked for his support recommendations. While the assessment of most of the parameters is admittedly subjective, the process of support selection is organised and reasonably consistent."

A similaridade entre as redes neurais e as classificações de maciços rochosos é tão evidentes que diversas aplicações vem sendo desenvolvidas. A base de dados de CECIL (1970) foi utilizada por LEE & STERLING (1992) para a construção de um modelo autoassociativo, que foi melhorado por YANG & KIM (1996). YANG & ZHANG (1998) aplicaram uma rede neural para estudar a base de dados de CECIL (1970) analisando a interação entre os parâmetros do problema. FENG (1995) propôs uma classificação com uma rede neural para a estabilidade, facilidade de desmonte e perfuração de maciços rochosos. A classificação de YANG & ZHANG (1997) relaciona parâmetros do Sistema Q com o comportamento de maciços rochosos.

5.2 - OS SISTEMAS DE CLASSIFICAÇÃO GEOMECÂNICA

Uma referência clássica para os sistemas de classificações geomecânicas atuais é o trabalho de TERZAGHI (1946), onde as cargas que o maciço exerce no suporte podem ser estimadas com base em descrição qualitativa do maciço. Estas relações foram obtidas a partir da execução de um grande número de túneis na região dos Alpes, que utilizaram como suporte cambotas metálicas interconectadas (*steel sets*) firmemente cunhadas contra o maciço por blocos de madeira. Tais blocos de madeira se comportavam como autênticas células de carga, sendo assim possível inferir as cargas que atuavam no revestimento a partir do seu aspecto.

O índice *RQD* é uma medida da qualidade do maciço rochoso, desta forma, foram propostas relações entre o valor *RQD* e o comportamento do maciço (DEERE & DEERE, 1988). Atualmente o RQD não é utilizado como classificação de parâmetro único, estando presente em praticamente todas as classificações geomecânicas.

Diversos outros sistemas foram desenvolvidos. Atualmente, o Sistema Q e o *RMR* são os mais utilizados na prática. Em seguida estes sistemas serão descritos de forma breve. Para obter detalhes dos outros sistemas de classificação, como o *RMi*

(*Rock Mass Index*) e o Sistema *N* (*Rock Mass Number*) sugere-se o texto de SINGH & GOEL (1999).

5.2.1 - O Sistema *RMR*

O sistema de classificação geomecânica denominado *RMR* (*Rock Mass Rating*) foi desenvolvido por Bieniawski entre 1972-1973. Atualizações do sistema foram publicadas em 1974, 1976, 1979, 1984 e 1989 (BIENIAWSKI, 1989). O sistema de RMR considera os seguintes parâmetros do maciço:

1) Resistência a compressão simples da rocha intacta,
2) RQD,
3) Espaçamento das descontinuidades,
4) Padrão das descontinuidades,
5) Ação da água subterrânea,
6) Orientação relativa das descontinuidades/escavação.

A cada parâmetro é associada uma nota em função do seu valor relativo. A somatória das notas define o *RMR* que varia entre 0 e 100. Um valor de *RMR* igual a 100 indica uma situação ótima, quanto menor o *RMR* pior a condição do maciço. O valor do *RMR* indica qual a classe do maciço e apresenta indicações para o projeto. A Tabela 5.1 apresenta os pesos de cada parâmetro utilizado no sistema *RMR*, na atualização de 1989.

Um ponto que deve ser destacado é que no sistema *RMR* o índice é obtido por um somatório e não por um produto como no sistema *Q*. Uma característica de muito má qualidade de um maciço em conjunto com uma propriedade favorável resulta em características médias quando se usa uma expressão de adição. Já um produto, se um dos fatores é muito próximo de zero, e outros são limitados, será também um número baixo, mais condizente com as más qualidades do maciço (CELESTINO *et al.*, 1985).

Caso exista um parâmetro em péssimas condições que leve o maciço à instabilidade o somatório não fará o *RMR* tender a zero, como aconteceria no sistema *Q*.

BIENIAWSKI (1989) apresenta ainda orientações para adoção de um sistema de contenção, para uma seção tipo com formato de ferradura e vão de 10m, escavada com a utilização de explosivos, com tensões verticais inferiores a 25MPa (Tabela 5.2).

O valor do RMR permite estimar valores de referência dos parâmetros de resistência e do tempo de auto-sustentação (Tabela 5.1, Item D). Correlações entre tempo de auto-sustentação e comprimento do vão livre, em função de valores de RMR podem ser obtidas com o auxílio da Figura 5.1.

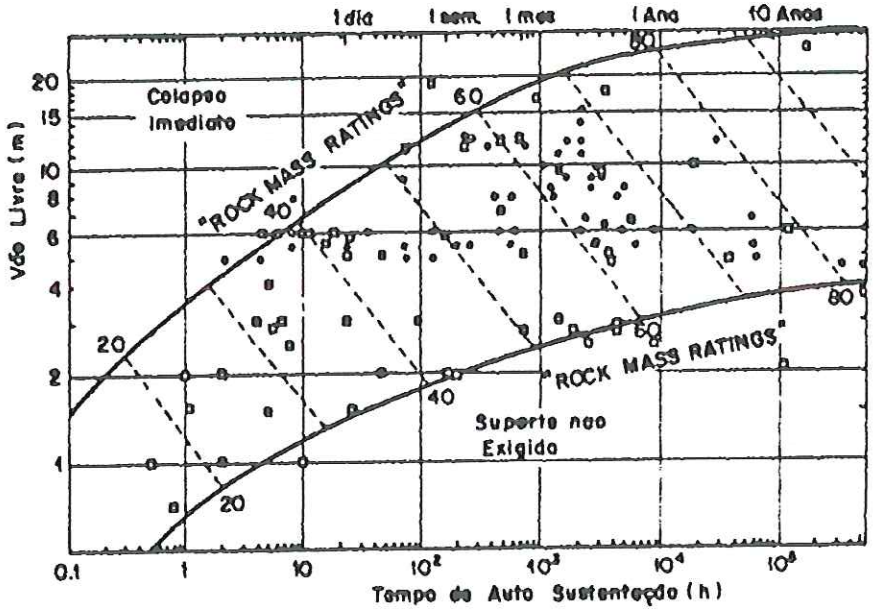


Figura 5.1 - Correlações entre tempo de auto-sustentação e comprimento do vão livre, em função de valores de *RMR*.

Tabela 5.1 - Sistema *RMR* de BIENIAWSKI (1989).

A. PARÂMETROS DA CLASSIFICAÇÃO E SEUS PESOS									
Parâmetro			Faixa de valores						
1	Resistência da rocha intacta	Índice de comp. Puntiforme	>10 MPa	4-10 MPa	2-4 MPa	1-2MPa	Uso não recomendável		
		Resistência a comp. uniaxial	>250 MPa	100-250 MPa	50-100 MPa	25-50 MPa	5-25 MPa	1-5 MPa	<1 MPa
	Pesos		15	12	7	4	2	1	0
2	*RQD*		90%-100%	75%-90%	50%-75%	25%-50%	<25%		
	Pesos		20	17	13	8	3		
3	Espaçamento das descontinuidades		> 2 m	0,6 - 2 m	200 - 600 mm	60 - 200 mm	< 60 mm		
	Pesos		20	15	10	8	5		
4	Condição das descontinuidades (ver E)		Superfícies muito rugosas. Não persistentes. Fechadas. Paredes sem alteração	Superfícies pouco rugosas. Abertura <1mm. Paredes levemente alteradas.	Superfícies pouco rugosas. Abertura <1mm. Paredes muito alteradas.	Superfícies estriadas. ou Preenchimento < 5mm. ou Abertura de 1-5mm. Persistentes.	Preenchimento > 5mm. ou Abertura > 5mm. Persistentes.		
	Pesos		30	25	20	10	0		
5	Ação da água subterrânea	Infiltração por 10m de túnel (l/m)	Nula	<10	10 - 25	25 - 125	> 125		
		Relação (u/σ_1)*	0	<0,1	0,1 - 0,2	0,2 - 0,5	>0,5		
		Condições gerais	Completamente seco	Umedecido	Úmido	Gotejando	Fluxo abundante		
	Pesos		15	10	7	4	0		

B. AJUSTE DOS PESOS PARA A ORIENTAÇÃO DAS DESCONTINUIDADES (ver F)						
Direção geológica e mergulho		Muito favorável	Favorável	Moderado	Desfavorável	Muito desfavorável
Pesos	Túneis e minas	0	-2	-5	-10	-12
	Fundações	0	-2	-7	-15	-25
	Taludes	0	-5	-25	-50	

C. CLASSE DO MACIÇO ROCHOSO DETERMINADA PELO SOMATÓRIO DOS PESOS					
Somatório de pesos (*RMR*)	100 ← 81	80 ← 61	60 ← 41	40 ← 21	< 21
Classe do maciço	I	II	III	IV	V
Descrição	Muito bom	Bom	Regular	Ruim	Muito Ruim

D. DESCRIÇÃO DAS CLASSES					
Número da classe	I	II	III	IV	V
Tempo médio de autosustentação do vão livre	20 anos para 15m de v. livre	1 ano para 10m de v. livre	1 semana para 5m de v. livre	10 horas para 2,5m de v. livre	30 min. para 1m de v. livre
Coesão do maciço (kPa)	>400	300-400	200-300	100-200	< 100
Ângulo de atrito do maciço (°)	>45	35-45	25-35	15-25	< 15

E. RECOMENDAÇÕES PARA A CLASSIFICAÇÃO DA CONDIÇÃO DAS DESCONTINUIDADES					
Persistência da descont. Pesos	< 1m 6	1-3 m 4	3-10 m 2	10-20 m 1	>20 m 0
Abertura Pesos	Nenhuma 6	<0,1mm 5	0,1-1,0mm 4	1-5mm 5	> 5mm 0
Rugosidade Pesos	Muito rugosa 6	Rugosa 5	Pouco rugosa 3	Suave 1	Estriadas 0
Preenchimento Pesos	Nenhum 6	Duro, <5mm 4	Duro, >5mm 2	Mole, <5mm 2	Mole, >5mm 0
Alteração Pesos	Não-alterada 6	Pouco 5	Moderada 3	Altamente 1	Decomposta 0

Tabela 5.1 - (Continuação).

F. EFEITO DA DIREÇÃO GEOLÓGICA E DO MERGULHO NA CONSTRUÇÃO DO TÚNEL			
Direção Geológica perpendicular ao eixo do túnel		Direção Geológica Paralela ao eixo do túnel	
Escavação no sentido do mergulho. Mergulho 45-90°	Escavação no sentido do mergulho. Mergulho 20-45°	Mergulho 45-90°	Mergulho 20-45°
Muito favorável	Favorável	Muito desfavorável	Moderado
Escavação contra mergulho. Mergulho 45-90°	Escavação contra mergulho. Mergulho 20-45°	Mergulho 0-20° - Dir. Geol. qualquer	
Moderado	Desfavorável	Moderado	

* Relação entre a pressão neutra nas paredes das descontinuidades (u) e a tensão principal maior (σ_1).

Tabela 5.2 - Recomendações para escavação e suporte de um túnel em rocha, com vão livre de 10m, de acordo com o sistema RMR.

Classe do Maciço	Escavação	Ancoragem (20mm, com injeção)	Concreto projetado	Cambotas metálicas
I - Muito bom *RMR*: 100 ← 81	Seção plena, 3m de avanço	Geralmente não é necessário suporte exceto ancoragens isoladas		
II - Bom *RMR*: 80 ← 61	Seção plena, 1-1,5m de avanço. Suporte executado até 20m da face	Localizada, ancoragens na aborboda, 3m de comprimento, espaçadas de 2,5m com eventuais malhas de proteção no teto	50mm na aborboda onde requerido	Não utilizar
III - Regular *RMR*: 60 ← 41	Calota e bancada, 1,5-3m de avanço da calota. Instalação do suporte após cada fogo. Suporte executado até 10m da face.	Sistemática; ancoragens 4m de comprimento espaçadas de 1,5-2m na aborboda e paredes com malhas de proteção no teto	50-100mm na aborboda e 30mm nos lados	Não utilizar
IV - Ruim *RMR*: 40 ← 21	Calota e bancada, 1-1,5m de avanço da calota. Instalação do suporte comitantemente com escavação. Suporte executado até 10m da face.	Sistemática; ancoragens 4-5m de comprimento espaçadas de 1-1,5m na aborboda e paredes com malhas de proteção	100-150mm na aborboda e 100mm nos lados	Elementos leves ou médios, espaçados de 1,5m, onde requerido
V - Muito ruim *RMR*: < 21	Seções multiplas, 0,5-1,5m de avanço da calota. Instalação do suporte comitantemente com escavação. Concreto projetado o mais breve possível após cada fogo.	Sistemática; ancoragens 5-6m de comprimento espaçadas de 1-1,5m na aborboda e paredes com malhas de proteção. Ancoragem invertida.	150-200mm na aborboda, 150mm nos lados, e 50mm na face	Elementos médios a pesados, espaçados de 0,75m com forramento de metal e cravação de pranchas se requerido. Fechamento do arco invertido

Os pesos do sistema *RMR* para ajuste devido a orientação relativa de descontinuidades é melhor entendido com o auxílio da Figura 5.2, proposta por FRANCIS (1991). A Figura 5.2 mostra um diagrama que permite, tendo-se a projeção do polo, auxiliar na determinação da importância da orientação relativa no sistema *RMR*. Os setores delimitando classes de situação tem os mergulhos categorizados nos intervalos de 0–20°, 20°–45° e 45°–90°. As direções geológicas são diferenciadas na classificação como paralela ou perpendicular ao eixo do túnel e a divisão entre as duas foi tomada como os azimutes de 045°–225° e 135°–315°. O diagrama foi elaborado tomando-se um túnel escavado no sentido oeste (270°) para leste (90°). Para túneis escavados com outros sentidos o diagrama deverá ser rotacionado.

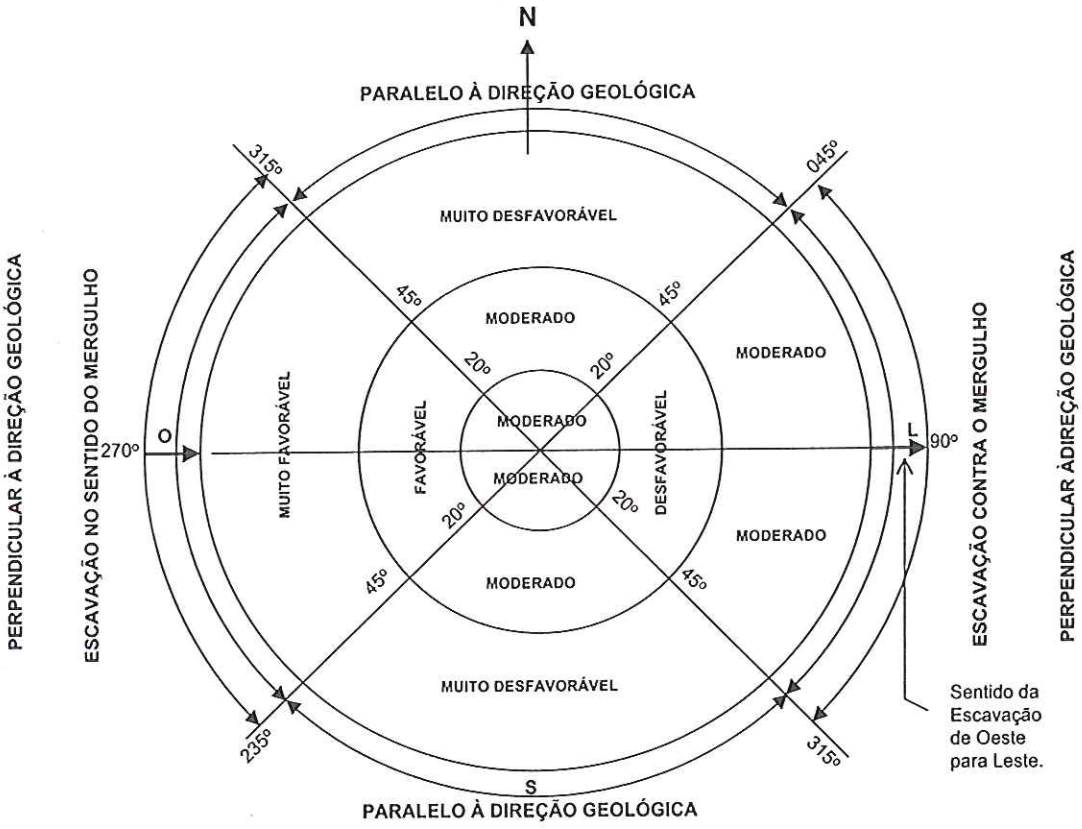


Figura 5.2 – Efeito da orientação do polo da descontinuidade para a classificação *RMR* (modificado de FRANCIS, 1991).

5.2.2 - O Sistema *Q*

O sistema proposto por BARTON *et al.* (1974), no NGI (*Norwegian Geotechnical Institute*), utiliza um parâmetro *Q* (*Tunnelling Quality Index*) para determinar as características do maciço rochoso e requisitos de suporte. O valor numérico do índice Q varia em uma escala logarítmica de 0.001 até um máximo de 1000, sendo definido por:

$$Q = \left(\frac{RQD}{J_n}\right)\left(\frac{J_r}{J_a}\right)\left(\frac{J_w}{SRF}\right) \tag{5.1}$$

onde:

RQD - Índice *RQD* (*Rock Quality Designation*),

J_n - Índice relativo ao número de famílias de descontinuidades,

J_r - Índice relativo à influência da rugosidade das descontinuidades,

J_a - Índice relativo à alteração das paredes das descontinuidades,

J_w - Índice relativo à ação da água subterrânea,

SRF - Índice relativo ao estado de tensões do maciço.

O primeiro quociente (RQD/J_n) representa a estrutura do maciço e é uma medida grosseira da dimensão dos blocos ou das partículas. O segundo quociente (J_r/J_a) representa as características de rugosidade e do atrito das paredes das descontinuidades. O terceiro quociente (J_w/SRF) consiste em dois parâmetros de tensão. O *SRF* é uma medida de: 1) alívio de carga no caso de escavações ao longo de zonas de baixas resistência, 2) tensões no maciço para rochas competentes, e 3) cargas de escoamento lento (*squezzing load*) em rochas plásticas e incompetentes. O parâmetro J_w é uma medida da pressão da água, que afeta a resistência ao cisalhamento das descontinuidades pela redução da tensão efetiva. A água pode ainda causar o enfraquecimento e possível carreamento de material no caso de descontinuidades preenchidas. Os valores dos coeficientes podem ser encontrados na Tabela 5.3.

Para relacionar o índice Q com o suporte a ser adotado BARTON *et al.*, (1974) criaram o parâmetro Dimensão Equivalente (*De*) da escavação. Este parâmetro é obtido dividindo o vão, diâmetro ou altura (L) da escavação por um Índice de Suporte da Escavação (*ESR - Excavation Suport Ratio*). Assim:

$$D_e = \frac{L}{ESR} \tag{5.2}$$

O valor de *ESR* está relacionado com a intensidade de uso da escavação e o grau de segurança demandado do sistema de suporte para manter a estabilidade da escavação. Na Tabela 5.4 podem ser encontrados valores de *ESR* em função da natureza da escavação.

A escolha do suporte pode ser realizada com o auxílio da Figura 5.3, onde se distinguem diversas categorias de suporte em função da Dimensão Equivalente, *De*, e do valor de Q. Uma descrição do suporte detalhado para cada categoria pode ser encontrado em BARTON *et al.* (1974), HOEK & BROWN (1980) e GOMES (1991).

Com os valores de Q e *ESR* pode-se estimar o comprimento máximo do vão sem necessidade de suporte, dado por:

$$L_{max} = 2\,ESR\,Q^{0.4} \tag{5.3}$$

Para suportes provisórios recomenda-se adotar $Q'=5Q$. O sistema apresenta também indicação dos comprimentos das ancoragens e tensão permanente no teto das escavações.

Tabela 5.3 - Parâmetros para a classificação pelo sistema *Q*.

DESCRIÇÃO	VALOR	OBSERVAÇÕES
1. PADRÃO GEOMECÂNICO DO MACIÇO	*RQD*	1. Para valores de *RQD* inferiores ou iguais a 10 (incluindo 0), um valor nominal de 10 é utilizado no cálculo de *Q*. 2. *RQD* com intervalos de 5 (i.e. 100, 95, 90, etc.) são suficientemente exatos.
A. Muito ruim	0-25	
B. Ruim	25-50	
C. Regular	50-75	
D. Bom	75-90	
E. Excelente	90-100	
2. FAMÍLIAS DE DESCONTINUIDADES	J_n	
A. Descontinuidades esparsas ou ausentes	0,5 - 1,0	
B. Uma família de descontinuidades	2	
C. Uma família + descontinuidades aleatórias	3	
D. Duas famílias de descontinuidades	4	
E. Duas famílias + descontinuidades aleatórias	6	
F. Três famílias de descontinuidades	9	1. Para intersecções usar ($3,0 \times J_n$).
G. Três famílias + descontinuidades aleatórias	12	
H. Quatro ou mais famílias de descontinuidades, descontinuidades aleatórias, muito fraturado	15	2. Para emboques usar ($2,0 \times J_n$).
J. Rocha completamente fragmentada (triturada)	20	
3. RUGOSIDADE DAS PAREDES	J_r	
a. *Paredes com contato rocha-rocha*		
b. *Paredes com contato com até 10 cm de cisalhamento*		
A. Descontinuidades não persistentes	4	
B. Descontinuidades rugosas ou irregulares, onduladas	3	
C. Descontinuidades lisas, onduladas	2	1. Acrescentar 1,0 ao valor de *Jr* caso o espaçamento médio das descontinuidades for maior que 3m.
D. Descontinuidades polidas, onduladas	1,5	
E. Descontinuidades rugosas ou irregulares, planas	1,5	
F. Descontinuidades lisas, planas	1,0	
G. Descontinuidades polidas ou estriadas, planas	0,5	2. *Jr*=0,5 pode ser utilizado para descontinuidades polidas ou estiradas (*slickensided*), planas contendo lineações, desde que as lineações sejam orientadas pela mínima resistência.
c. *Paredes sem contato rocha-rocha ou cisalhadas*		
H. Descontinuidades preenchidas com material argiloso	1,0 (nominal)	
J. Descontinuidades preenchidas com material granular	1,0 (nominal)	
4. ALTERAÇÃO DAS PAREDES	J_a	ϕ_r ° (aprox.)
a. *Paredes com contato rocha-rocha*		
A. Paredes duras, compactas, com preenchimento de materiais impermeáveis	0,75	1. Valores de ϕ_r, ângulo de atrito residual, são entendidos como indicativo das propriedades mineralógicas dos produtos de alteração.
B. Paredes sem alteração, pigmentação superficial incipiente	1,0	25 - 35
C. Paredes levemente alteradas, películas de materiais arenosos ou materiais abrasivos	2,0	25 - 30
D. Paredes com películas de material silto-arenoso com pequena fração argilosa	3,0	20 - 25
E. Paredes com películas de material mole (micas, clorita, talco, gesso, grafite, etc.), eventualmente materiais expansivos	4,0	8 - 16

Tabela 5.3 - (Continuação).

DESCRIÇÃO	VALOR	OBSERVAÇÕES	
4. ALTERAÇÃO DAS PAREDES	J_a	ϕ_r ° (aprox.)	
b. *Paredes com contato com até 10 cm de cisalhamento*			
F. Paredes com partículas arenosas, fragmentos de rocha, etc.	4,0	25 - 30	
G. Paredes com preenchimento contínuos e pouco espessos (<5mm) de material argiloso fortemente sobreadensado	6,0	16 - 24	
H. Paredes com preenchimentos contínuos e pouco espessos (<5mm)de material argiloso pouco ou medianamente sobreadensado	8,0	12 - 16	
J. Paredes com preenchimento de materiais argilosos expansivos. Valores de Ja depende da percentagem de argilo-minerais expansivos e	8,0 - 12,0	6 - 12	
c. *Paredes sem contato rocha-rocha ou cisalhadas*			
K. Zonas de preenchimento com fragmentos de	6,0		
L. rocha e material argiloso (ver G, H e J para	8,0		
M. caracterizar condições das argilas)	8,0 - 12,0	6 - 24	
N. Zonas de preenchimento com material arenoso ou silto-argiloso, sendo pequena a fração argilosa	5,0		
O. Zonas contínuas de preenchimento com	10,0 - 13,0		
P. material argiloso (ver G, H e J para caracterizar	6,0 - 24,0		
R. as condições das argilas)			
5. AÇÃO DA ÁGUA	J_w	Pressão neutra aprox. (kgf/cm²)	
A. Escavação seca ou pequena efluência d'água (5l/min)	1,0	<1,0	
B. Afluência média da água com eventual carreamento do preenchimento	0,66	1,0 - 2,5	
C. Afluência elevada de água em rochas competentes com descontinuidades não preenchidas	0,5	2,5 - 10,0	1. Os fatores de C a F são estimativas cruas, no caso de instalação de drenagem aumentar os valores de J_w.
D. Afluência elevada de água com carreamento significativo do preenchimento	0,33	2,5 - 10,0	
E. Afluência excepcionalmente elevada de água (ou jatos de pressão), com decaimento com o tempo	0,2 - 0,1	>10	2. Problemas especiais causados pela formação de gelo são desconsiderados.
F. Afluência excepcionalmente elevada de água (ou jatos de pressão), sem decaimento com o tempo	0,1 - 0,05	>10	

Tabela 5.3 - (Continuação).

DESCRIÇÃO			VALOR	OBSERVAÇÕES
6. ESTADO DE TENSÕES NO MACIÇO			*SRF*	
a. *Zonas de baixa resistência interceptando a escavação, o que pode causar enfraquecimento do maciço quando o túnel é escavado*				
A. Ocorrência de múltiplas zonas de fraqueza contendo material argiloso ou rocha quimicamente decomposta (qualquer profundidade)			10,0	1. Reduzir os valores de SRF de 25 - 50% no caso de ocorrência de zonas cisalhadas mas não interceptando a escavação.
B. Ocorrência de uma zona de fraqueza contendo material argiloso ou rocha quimicamente decomposta (profundidade da escavação < 50m)			5,0	
C. Ocorrência de uma zona de fraqueza contendo material argiloso ou rocha quimicamente decomposta (profundidade da escavação > 50m)			2,5	2. Para um campo de tensões naturais altamente anisotrópico (se medido): quando $5 \leq \sigma_1/\sigma_3 \leq 10$, reduzir σ_c para $0{,}8\sigma_c$ e σ_t para $0{,}8\sigma_t$; quando $\sigma_1/\sigma_3 < 10$, reduzir σ_c e σ_t para $0{,}6\sigma_c$ e $0{,}6\sigma_t$; onde: σ_c = resistência a compressão simples, σ_t = resistência a tração, e σ_1 e σ_3 são as tensões principais máxima e mínima.
D. Ocorrência de múltiplas zonas cisalhadas em material competente (isentas de material argiloso), e com blocos desagregados de rocha (qualquer profundidade)			7,5	
E. Ocorrência de uma zona cisalhada em material competente (isentas de material argiloso), (profundidade da escavação < 50m)			5,0	
F. Ocorrência de uma zona cisalhada em material competente (isentas de material argiloso), (profundidade da escavação > 50m)			2,5	
G. Ocorrência de juntas abertas e intenso fraturamento do maciço (qualquer profundidade)			5,0	
b. *Rochas competentes, problemas com as tensões na rocha*				
	σ_c/σ_1	σ_t/σ_1		
H. Tensões baixas, superficiais	>200	>13	2,5	3. Devido aos poucos registros de caso disponíveis onde a profundidade do teto é menor que o vão da escavação, sugere-se um aumento no valor de *SRF* de 2,5 para 5 em tal caso (ver H).
J. Tensões moderadas	200-10	13-0.66	1,0	
K. Tensões elevadas (usualmente favorável à estabilidade, eventuais problemas de estabilidade das paredes)	10-5	0.66-0,33	0,5 - 2	
L. Condições moderadas para explosão de rocha (*rockburst*)	5-2,5	0,33-0,16	5 - 10	
M. Condições intensas para explosão de rocha (*rockburst*)	<2,5	<0,16	10 - 20	
c. *Rochas com deformação lenta (squeezing), escoamento plástico de rochas incompetentes sob a influência de altos pressões*				
N. Pressões de escoamento moderadas			5 - 10	
O. Pressões de escoamento elavadas			10 - 20	
d. *Rochas expansivas (swelling), atividade química dependente da presença de água*				
P. Pressões de expansão moderadas			5 - 10	
R. Pressões de expansão elevadas			10 - 15	

Tabela 5.3 - (Continuação).

OBSERVAÇÕES ADICIONAIS PARA USO DESTAS TABELAS

Quando da realização de estimativas da Qualidade (Q) do maciço, as seguintes recomendações devem ser seguidas em adição as notas listadas na tabela:

1. Quando testemunhos de sondagem não estão disponíveis, o RQD pode ser estimado a partir do número de descontinuidades, no qual o número de descontinuidades por metro para cada família é adicionado. Uma relação simples pode ser utilizada para converter este número para RQD, para o caso de maciços sem preenchimento com material argiloso: RQD = 115-3,3Jv (aprox.), onde Jv = número total de descontinuidades por m3 (0 < RQD < 100 para 35 > Jv > 4,5).

2. O parâmetro J_n, represente do número de descontinuidades, será afetado por feições como foliação, xistosidade, acamamento, etc. Se estas feições estiverem fortemente desenvolvidas, estas "descontinuidades" paralelas devem obviamente serem contadas como uma família. Entretanto, se existem apenas algumas destas "descontinuidades" visíveis, ou apenas quebras ocasionais do testemunho que se devam a estas feições, será mais apropriado trata-las como descontinuidades "aleatórias" para aferir J_n.

3. Os parâmetros J_r e J_a (representando a resistência ao cisalhamento) devem incorporar a mais fraca das famílias de descontinuidades ou descontinuidade preenchida com argila em dada zona. Entretanto, se a família ou a descontinuidade com valor mínimo de J_r/J_a possui orientação favorável para estabilidade, enquanto que uma segunda, família ou descontinuidade menos favoravelmente orientada pode algumas vezes ser mais significativa, e seus altos valores de J_r/J_a podem ser usados para determinar Q. O valor de J_r/J_a deve se referir a superfície mais provável que permita o início da ruptura.

4. Quando um maciço rochoso contém argila, o fator SRF apropriado para perda de carga deve ser determinado. Em tais casos a resistência da rocha intacta é de pouco interesse. Entretanto, quando a descontinuidade é mínima e a argila é completamente ausente, a resistência da rocha intacta pode se tornar a ligação mais fraca, e a estabilidade então dependerá da relação tensão e resistência da rocha. Um forte campo de tensão anisotrópico é desfavorável para a estabilidade e é aplicado a nota 2 do item "Estado de Tensão do Maciço" desta tabela.

5. As resistências a compressão simples e a tração (σ_c e σ_t) da rocha intacta devem ser determinadas em condições saturadas, se isto é apropriado para condições *in situ* presentes e futuras. Uma estimativa muito conservadora de resistência deve ser feita para aquelas rochas que se deterioram quando expostas a condições de umidade e de saturação.

Tabela 5.4 - Valores de ESR em função da natureza da escavação.

Natureza da escavação	*ESR*
A. Galerias provisórias de minas	3 - 5
B. Galerias permanentes de minas, túneis e galerias de adução (exceto condutos forçados sob altas pressões), túneis-piloto, câmaras e galerias para escavações de grande porte	1,6
C. Escavações para estocagem, estações de tratamento d'água, túneis rodoviários e ferroviários (obras correntes), túneis de acesso	1,3
D. Escavações para casas de força, túneis rodoviários e ferroviários (obras especiais), obras de defesa, emboques e interseções de túneis	1,0
E. Escavações para centrais nucleares, túneis metroviários, instalações para desenvolvimento de atividade humana	0,8

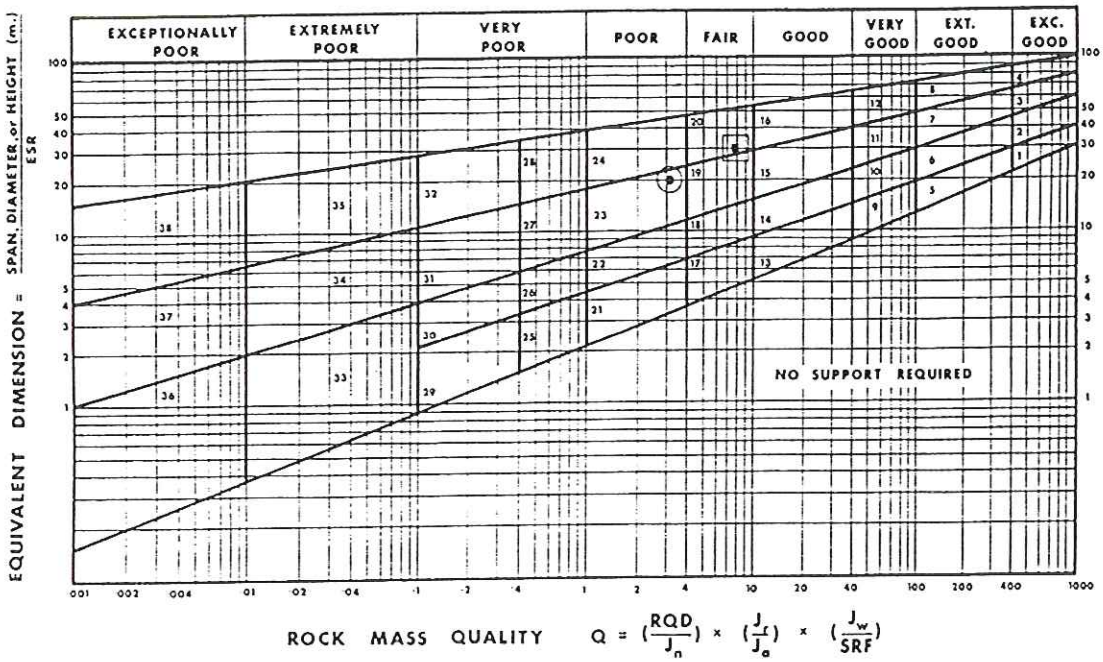


Figura 5.3 - Estimativa das categorias de suporte baseado no índice Q (BARTON *et al.*, 1974).

5.3 – REPRESENTAÇÃO LOCAL PARA O *RMR*

Pode-se representar o Sistema *RMR* através de um *perceptron* simples, com 32 unidades na camada de entrada que são processadas em um único neurônio (Figura 5.4), e uma função de saída tipo escada (Figura 5.5). Os pesos w_i podem ser os pesos do próprio *RMR*. A saída do modelo é um número inteiro que corresponde à classe do maciço.

O vetor feição pode ser fragmentado em seis partes, cada uma representando um dos seis parâmetros do Sistema *RMR*. O vetor feição possui valores binários, sendo que para uma das seis partes apenas um elemento possui valor que não zero. Os elementos de 0 a 7 representam a resistência a compressão simples, de 8 a 12 a influência do RQD, de 13 a 17 o espaçamento das descontinuidades, de 18 a 22 a

EESC-USP Biblioteca CAMPUS DE S. CARLOS

condição das descontinuidades, de 23 a 27 a ação da água subterrânea e de 28 a 32 a correção devido a orientação das descontinuidades.

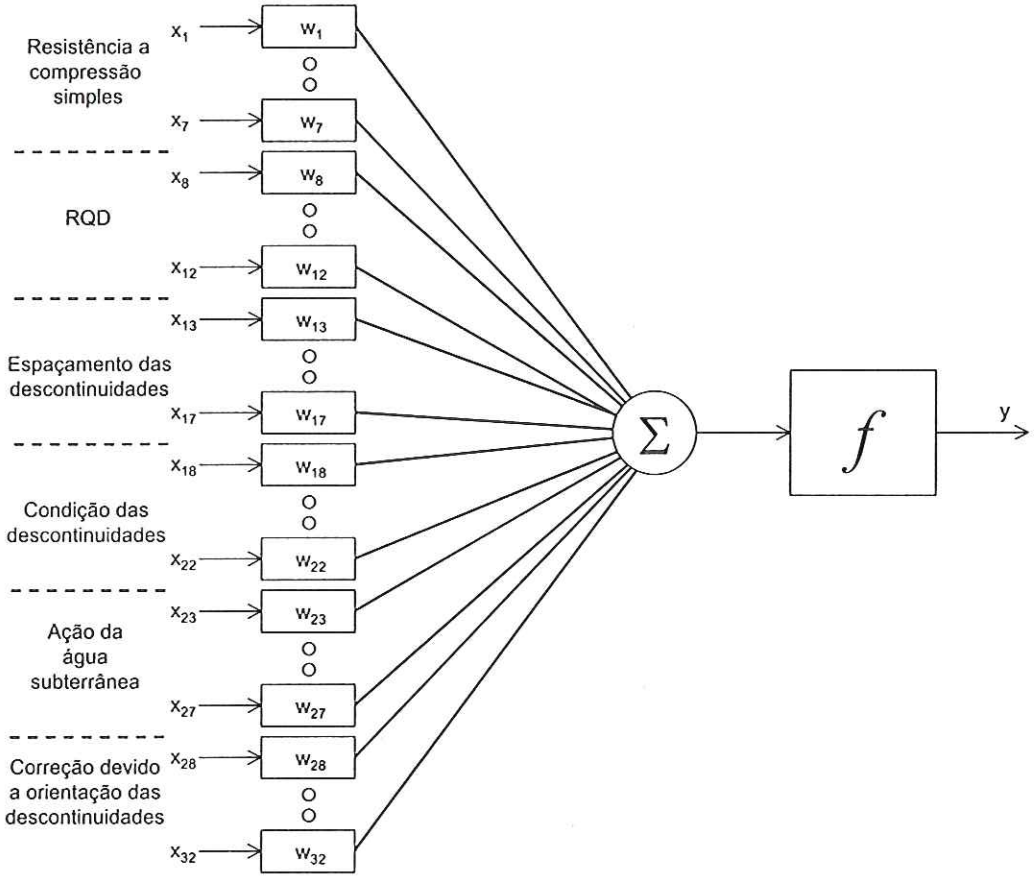


Figura 5.4 – Arquitetura para a rede *RMR*.

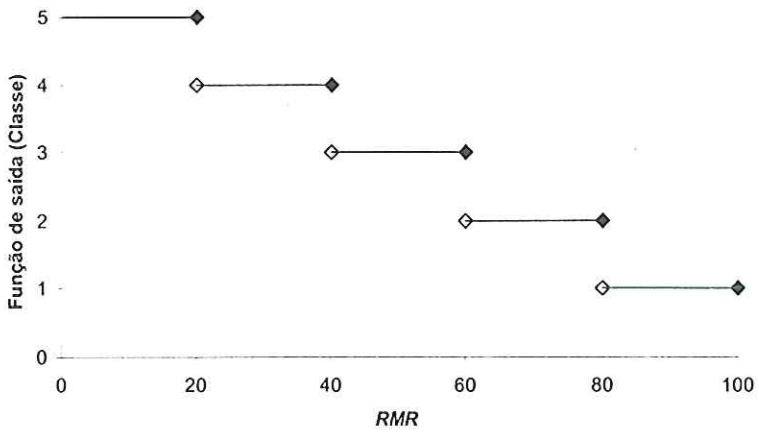


Figura 5.5 – Função de saída tipo escada da rede *RMR*.

O interessante da representação proposta é que tornar possível modificar o algoritmo de treinamento do *perceptron* para o desenvolvimento de novas classificações ponderadas. Pode-se pensar também na adaptação do *RMR* para geologias particulares de forma rápida.

5.4 – UMA REDE DE *LINK* FUNCIONAL PARA O SISTEMA Q

Como o Sistema Q determina a classe do maciço através da multiplicação dos pesos é necessário lançar mão de unidades de processamento do tipo Sigma-Pi para construir uma representação local. Este tipo de unidade calcula a ativação da unidade com uma relação do tipo:

$$net_i = \sum_{i=1}^{n} w_i \prod_{i=1}^{n} x_i \tag{5.4}$$

onde x_i = é o valor da entrada na unidade de saída; w_i = peso da conexão da unidade J_j para a unidade de saída. Em um contexto mais geral este tipo de unidade de processamento é chamada de *link* funcional. (PAO, 1989; LOONEY, 1997).

O modelo possui como entrada um vetor feição de dimensão 60. A Figura 5.6 ilustra a representação proposta. O primeiro elemento do vetor é o valor numérico do *RQD* dividido por 100. Os elementos de 2 a 10 representam as possíveis categorias do número de descontinuidades, de 13 a 21 a rugosidade das paredes das descontinuidades, de 23 a 38 a alteração das paredes das descontinuidades, de 39 a 44 a ação da água e de 45 a 60 o estado de tensão do maciço. Cada um destes subconjuntos possui valores binários, sendo que apenas o elemento relativo a categoria em que o maciço se enquadra possui valor não nulo.

O peso w_1 possui valor 100, e os demais pesos w_i são o próprios pesos encontrados nas tabelas do Sistema Q para os subconjuntos que estão no numerador da Equação (5.4) e seu inverso para os que estão no denominador. Na unidade

escondida existem 6 unidades que cujo valor de ativação corresponde exatamente a cada um dos termos da Equação (5.4). O somatório dos pesos das sinapses entre a camada escondida e a camada de saída é sempre um. A unidade Sigma-Pi da camada de saída possui uma função de saída do tipo escada (Figura 5.7), o que resulta que o modelo apresenta como saída um número inteiro que representa o número da classe a qual o maciço pertence. A base de dados de CECIL (1970) foi codificada para teste do programa NeuralQ (ver Capítulo 4 para descrição do programa).

Em um primeiro teste realizado os pesos foram inicializados com os valores utilizados por BARTON *et al.* (1974). Obviamente a rede convergiu para uma única iteração.

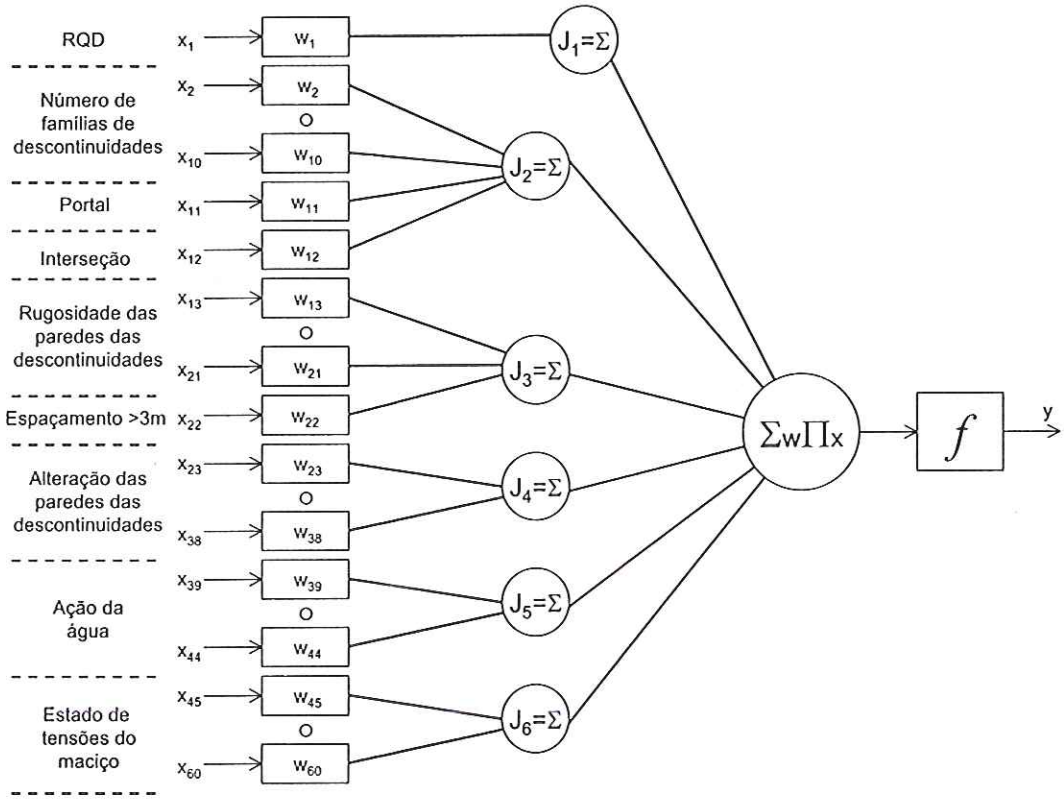


Figura 5.6 – Arquitetura para a rede do Sistema *Q*.

Para pesos iniciais unitários, mesmo após quarenta mil iterações a rede apresenta uma classificação errada. Inicializando os pesos em ordem crescente (w=1,2,3,...) para cada subconjunto, a rede converge perfeitamente após 7531 interações. Para ambas as simulações utilizou-se uma taxa de aprendizagem igual a

0,01. Os valores de peso encontrados nestas simulações se mostraram coerentes em relação ao seu propósito, mas não se mostraram coerentes com os pesos de BARTON *et al.* (1974).

A atualização realizada por GRIMSTAD & BARTON (1993) modificou apenas o valor do *SRF* no Sistema *Q*. Uma variação do treinamento, onde treinava-se apenas os valores de pesos relativos ao *SRF*, foi codificada. Com uma taxa de aprendizagem de 0,2 a rede convergiu após apenas 6242 iterações. Os valores de SRF encontrados mostraram-se bastantes coerentes com os obtidos por BARTON *et al.* (1974).

Algumas categorias não foram representadas no conjunto de treinamento, e por conseqüência os pesos obtidos não podem ser comparados. Tais categorias referem-se a condições de tensões elevadas (6.K), condições para explosão da rocha (*rockburst*) (6.L e 6.M), maciços com problemas de deformação lenta (*squeezing*) (6.N e 6.O) e maciços com Rochas expansivas (*swelling*) (6.P e 6.R).

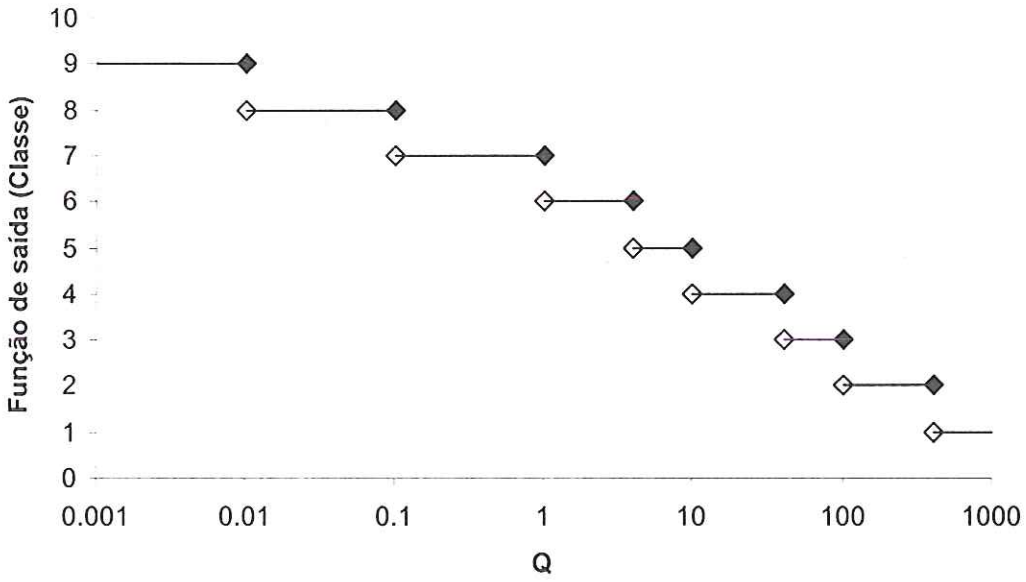


Figura 5.7 – Função de saída tipo escada da rede do Sistema *Q*.

5.5 – A BASE DE DADOS DE CECIL (1970)

A base de dados de CECIL (1970) foi levantada, como parte do trabalho de doutoramento daquele autor, no período setembro de 1966 a março de 1968, com 15 meses de visitas a projetos subterrâneos em rocha, na Suécia e Noruega. Esta base de dados tem importância histórica pois constitui-se em aproximadamente metade da fonte dos dados utilizados por BARTON *et al.* (1974) para o desenvolvimento do Sistema *Q*. A base de dados de CECIL (1970) destaca-se também pela forma como foi organizada e tabulada, com rico registro de detalhes e fotográfico dos casos históricos. Dentre os casos apresentados por CECIL (1970) foram selecionados 92 casos, a maioria escavações subterrâneas para projetos hidroelétricos. Uma lista detalhada dos casos pode ser encontrada nos anexos deste trabalho.

A seção transversal das áreas inspecionadas para a elaboração da base de dados varia de sete metros quadrados até 440 m^2. A largura do vão varia de 3.4m até 20 m. A cobertura de solo e rocha em todos os projetos é menor que 300m, e em muitos casos menos que 100m.

Na Figura 5.9, pode-se observar a freqüência de larguras de vão. Note-se que o maior número dos casos possui vão entre 5 e 15 metros.

A distribuição de valores do índice *Q* é apresentada na Figura 5.10. A maioria dos casos refere-se a maciços "extremamente pobre" ($0,01<Q<0,1$) até "bom" ($40<Q<0,1$), poucos casos encontram-se nas categorias "muito bom" ($40<Q<100$), "extremamente bom" ($100<Q<400$) e "excepcionalmente bom" ($400<Q<1000$). Nenhum caso foi identificado como pertencente à categoria "excepcionalmente pobre" ($0,001<Q<0,01$).

Os histogramas referentes aos 6 parâmetros do Sistema *Q*, *RQD*, J_n, J_r, J_a, J_w, *SRF*, são, respectivamente apresentados nas Figuras 5.11, 5.12, 5.13, 5.14, 5.15.

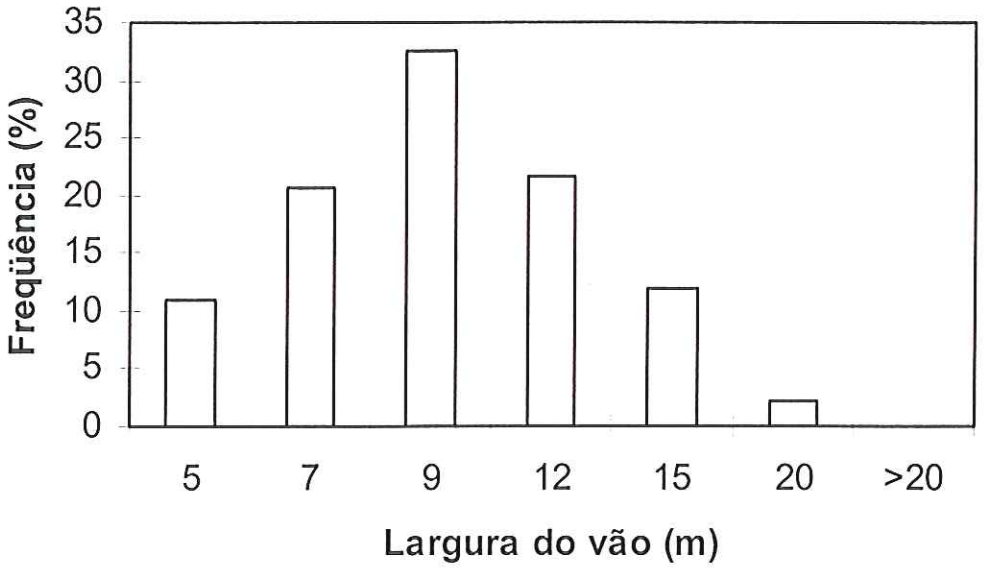


Figura 5.8 - Histograma de larguras de vão.

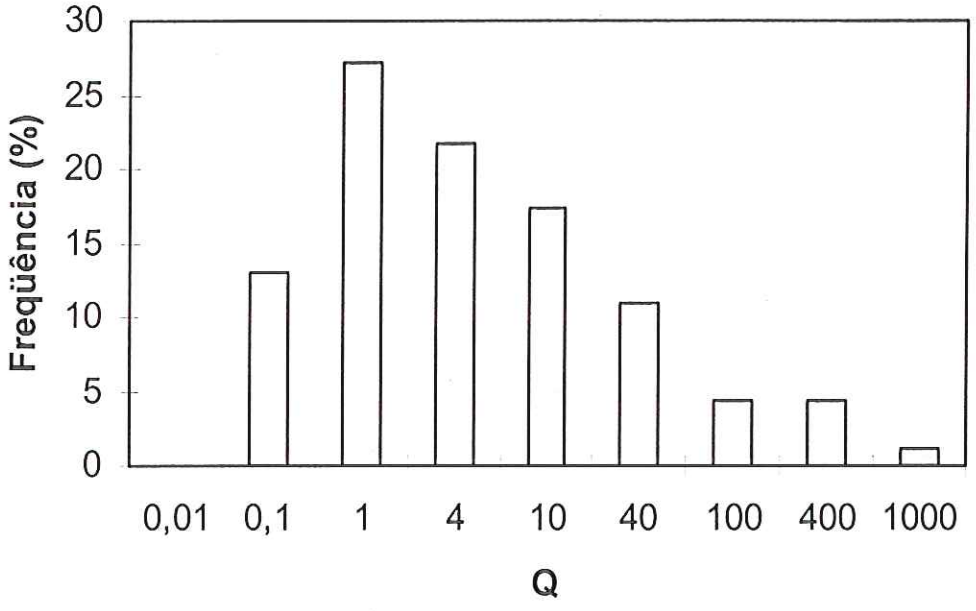


Figura 5.9 - Histograma de valores do índice *Q*.

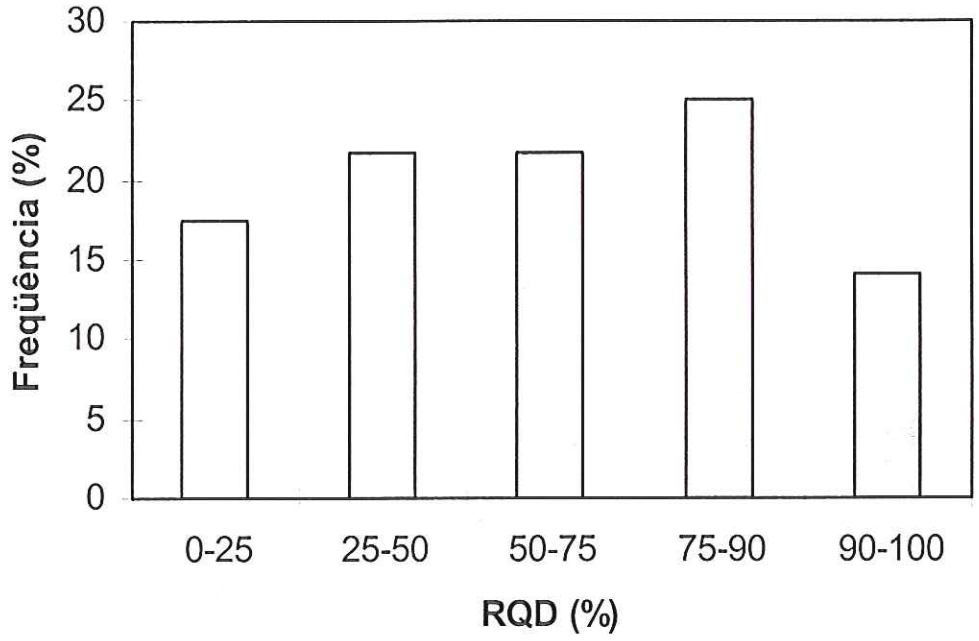


Figura 5.10 - Histograma dos valores de RQD.

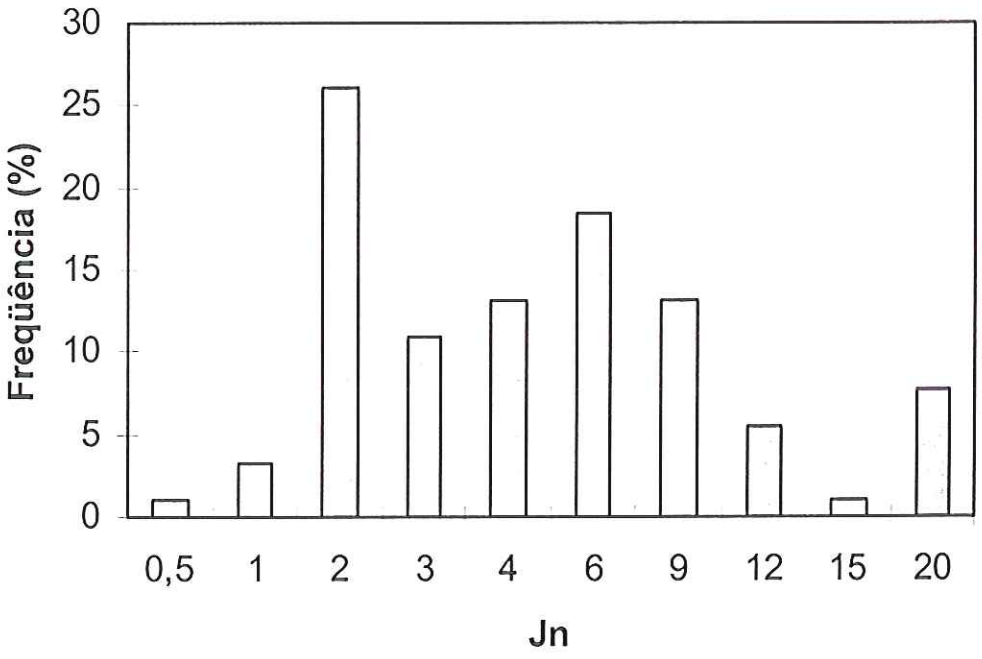


Figura 5.11 - Histograma de valores de J_n.

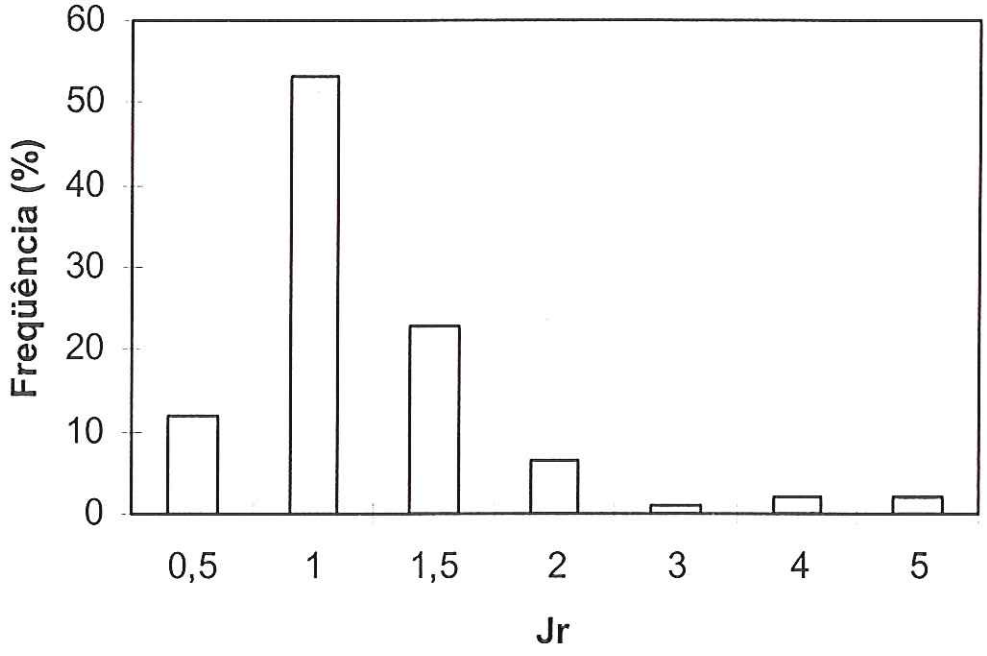


Figura 5.12 - Histograma de valores de J_r.

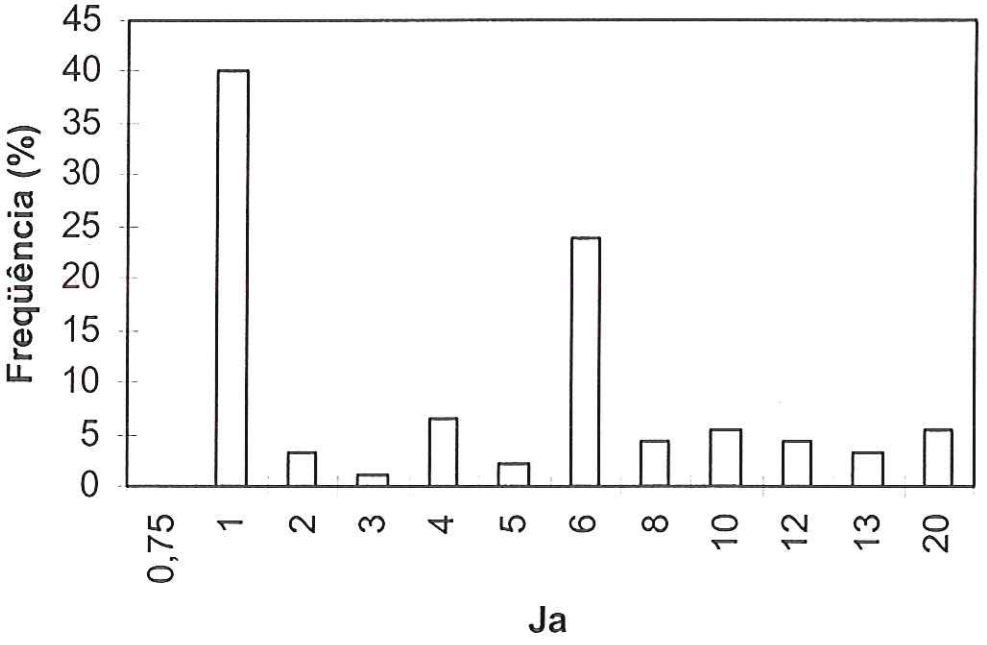


Figura 5.13 - Histograma de valores de J_a.

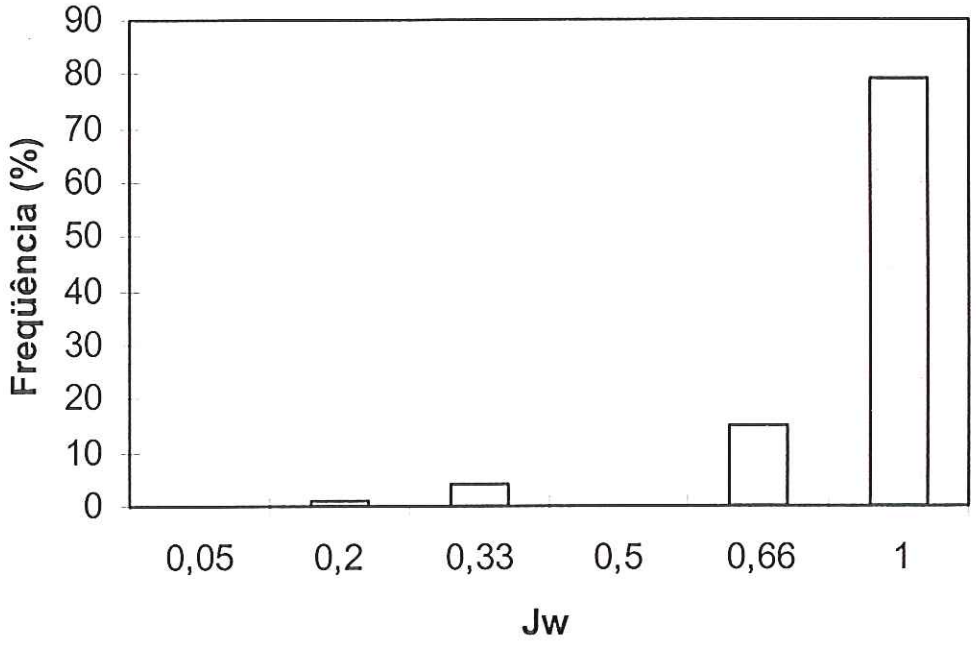


Figura 5.14 - Histograma de valores de J_w.

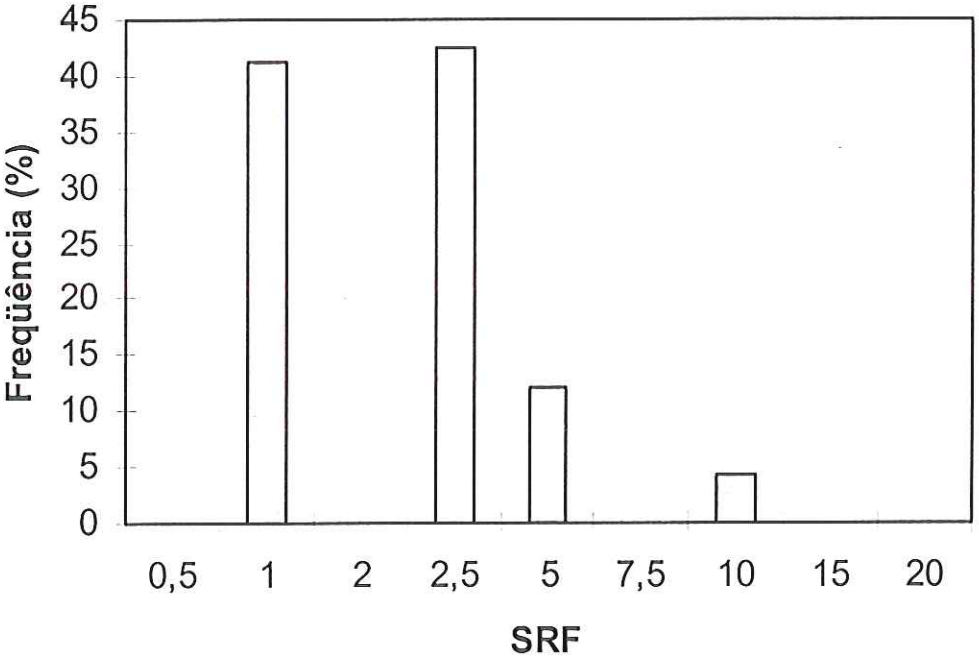


Figura 5.15 - Histograma de valores de *SRF*.

5.6 – PROCESSAMENTO DOS DADOS

Os dados geológicos possuem algumas peculiaridades que devem ser notadas no momento da elaboração de um modelo de rede neural. A principal peculiaridade é que uma grande parte dos dados, se não sua totalidade, é composta de informações qualitativas. Para tratar esta questão deve-se fazer uso de escalas, discutidas no Capítulo 4, para converter a informação qualitativa em numérica. Em algumas situações pode-se adotar representações tipo "*grandmother cell*" para representar informações nominais, ou trabalhar com representações mistas. A decisão de como montar a estrutura de representação para a rede é uma das mais importantes na modelagem por redes neurais. Sendo que é exatamente neste ponto que entra o conhecimento do problema específico que está sendo tratado. Como já foi comentado, ANDERSON (1995) recomenda a realização da maior quantidade de pré-processamento possível, para que as não-linearidades que a rede deve tratar sejam minimizadas.

Todo o processo de classificação e identificação de padrões é ilustrado na Figura 4.3 para um caso genérico. As Figuras 5.16, 5.17, 5.18 e 5.19 ilustram o processo de classificação e identificação no contexto da engenharia de maciços rochosos.

A etapa de amostragem dos dados é ilustrada na Figura 5.16. No problema de classificação de um maciço rochoso a amostragem é realizada pelos sentidos e ferramentas do engenheiro ou geólogo que inspecionam um afloramento ou uma frente de escavação ou interpretam testemunhos de sondagem. Em um contexto geotécnico mais geral pode-se incluir a qualquer sistema de aquisição de dados seja laboratorial ou de campo. No caso dos dados do presente trabalho os dados foram levantados em campo durante as visitas a campo realizadas para execução do trabalho de CECIL (1970).

O resultado do levantamento de campo foi codificado em várias tabelas e descrições qualitativas apresentadas em CECIL (1970), ver Figura 5.17. O conjunto destas informações forma, no caso do presente trabalho, a medida do dado. A forma de sistematização e registro dos dados adotada por CECIL (1970) foi muito bem elaborada, o que facilita bastante o seu uso.

Para realizar a extração de feições que servem de base para as classificações foram adotadas as tabelas do Sistema *Q*. Estas tabelas servem de escala para que as medidas dos dados possam ser convertidas em informações numéricas (Figura 5.18). O RQD é uma informação numérica direta. Pode-se observar que as tabelas relativas ao número de família de descontinuidades (J_n) e à ação da água (J_w) podem ser consideradas ordinais, entretanto as demais tabelas são basicamente nominais, mas organizadas de forma próxima a uma escala ordinal.

Cabe comentar de algumas limitações do processo de extração de feições. Embora as tabelas do Sistema *Q* sejam bastantes elaboradas existe alguma subjetividade na seleção da categoria se encaixa um determinado maciço. Esta limitação é particularmente forte no que se refere ao *SRF*. Entretanto, durante a realização do presente trabalho encontrou-se algumas diferenças em relação ao peso do número de famílias de descontinuidades com o valor apresentado em BARTON *et al.* (1974), especificamente para os casos 27 e 67. Deve-se fazer a ressalva que neste trabalho utilizou-se a versão da tese de CECIL (1970) publicada como relatório pelo *Swedish Geotechnical Institute*, o que não exclui algum problema de edição. Uma atenção extra ao registro dos dados deve ser sempre realizada para evitar questões como esta que certamente geram ruídos nos dados.

O vetor feição resultante da extração de feições pode possuir diferentes formatos. O problema pode ser tratado em termos diferentes vetores feição, CECIL (1970) utilizou {*RQD*; *D*}, já MERRITT (1972) utilizou {*D*; *RQD*}. Espaço de feições do Sistema Q é definido pelo {log*Q*; log*De*}, embora para a recomendação do suporte, na versão de 1974, outras feições são utilizadas.

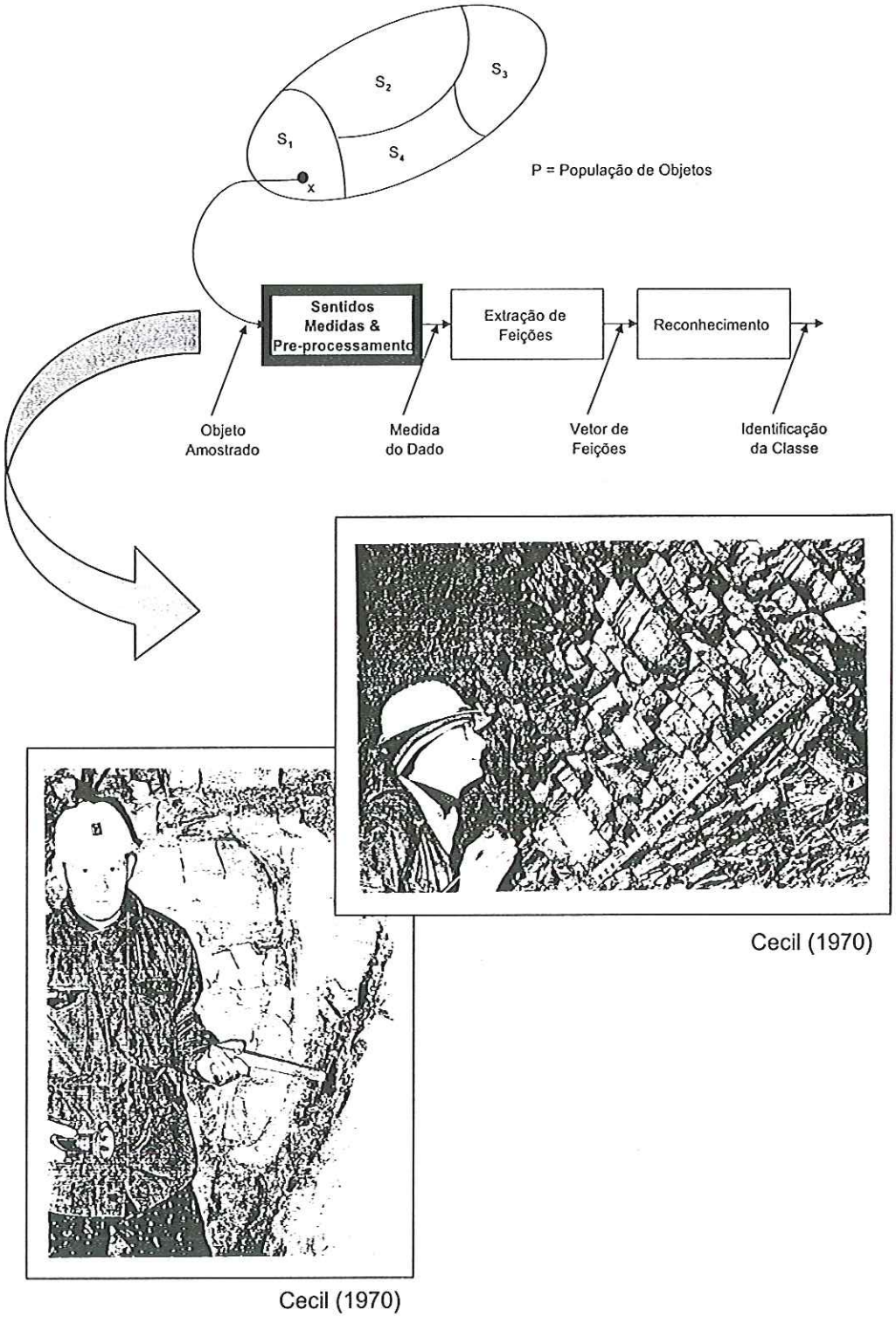


Figura 5.16 – Processo de amostragem na classificação de um maciço rochoso.

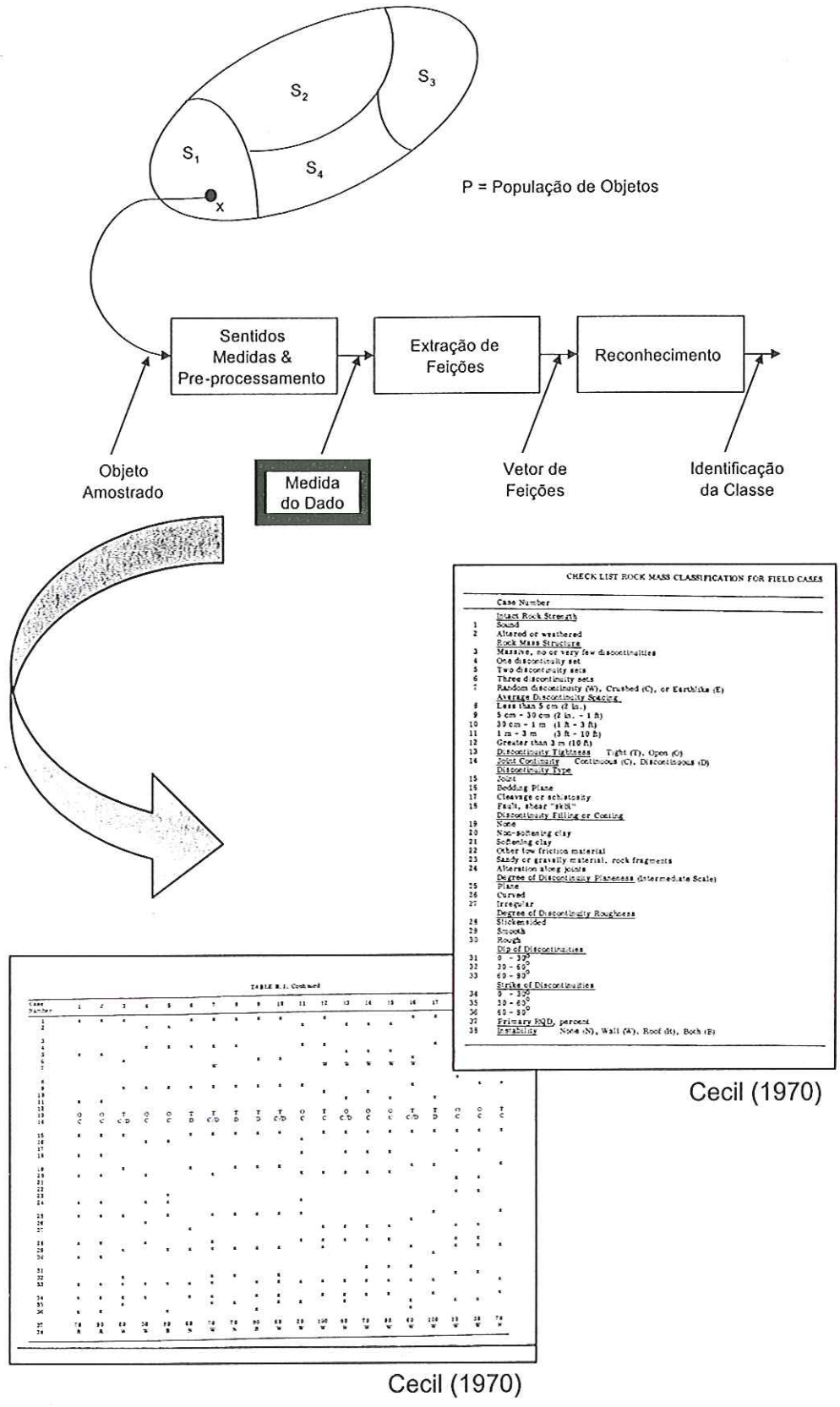
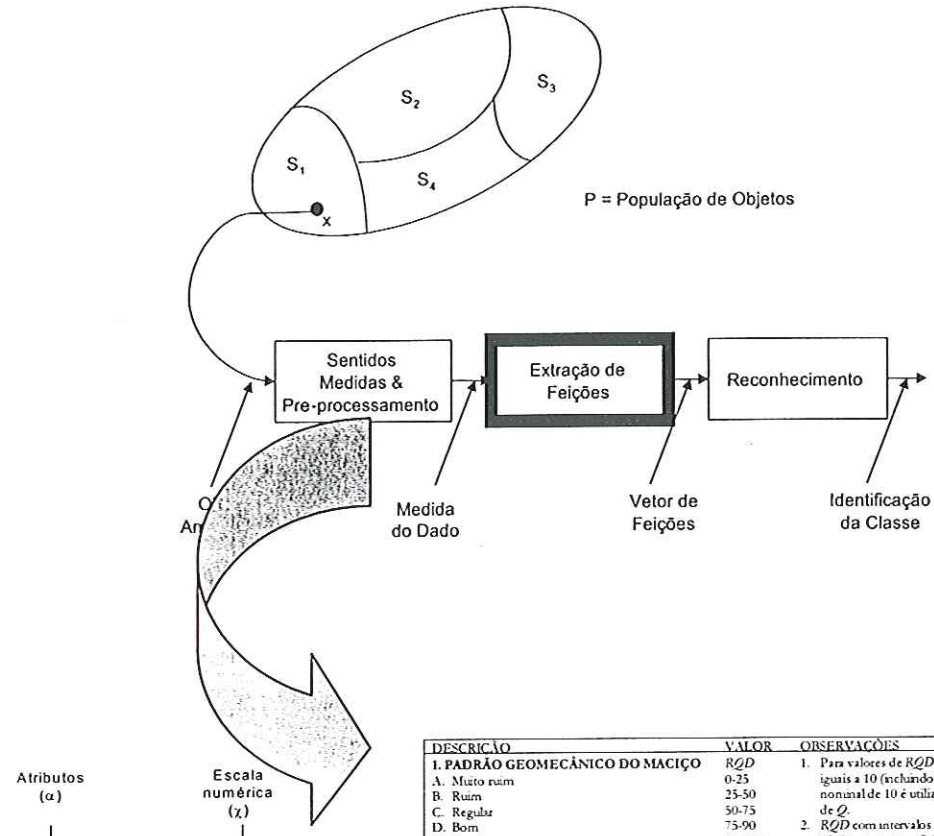


Figura 5.17 – Vetor padrão na classificação de um maciço rochoso.



DESCRIÇÃO	VALOR	OBSERVAÇÕES
1. PADRÃO GEOMECÂNICO DO MACIÇO	*RQD*	1. Para valores de *RQD* inferiores ou
A. Muito ruim	0-25	iguais a 10 (incluindo 0), um valor
B. Ruim	25-50	nominal de 10 é utilizado no cálculo
C. Regular	50-75	de *Q*.
D. Bom	75-90	2. *RQD* com intervalos de 5 (i.e. 100,
E. Excelente	90-100	95, 90, etc.) são suficientemente
		exatos.
2. FAMÍLIAS DE DESCONTINUIDADES	J_n	
A. Descontinuidades esparsas ou ausentes	0,5 - 1,0	
B. Uma família de descontinuidades	2	
C. Uma família + descontinuidades aleatórias	3	
D. Duas famílias de descontinuidades	4	
E. Duas famílias + descontinuidades aleatórias	6	
F. Três famílias de descontinuidades	9	1. Para intersecções usar ($3,0 \times J_n$).
G. Três famílias + descontinuidades aleatórias	12	
H. Quatro ou mais famílias de descontinuidades, descontinuidades aleatórias, muito fraturado	15	2. Para emboques usar ($2,0 \times J_n$).
J. Rocha completamente fragmentada (triturada)	20	
3. RUGOSIDADE DAS PAREDES	J_r	
a. *Paredes com contato rocha-rocha*		
b. *Paredes com contato com até 10 cm de cisalhamento*		
A. Descontinuidades não persistentes	4	
B. Descontinuidades rugosas ou irregulares, onduladas	3	
C. Descontinuidades lisas, onduladas	2	1. Acrescentar 1,0 ao valor de J_r caso o
D. Descontinuidades polidas, onduladas	1,5	espaçamento médio das
E. Descontinuidades rugosas ou irregulares, planas	1,5	descontinuidades for maior que 3m.
F. Descontinuidades lisas, planas	1,0	
G. Descontinuidades polidas ou estriadas, planas	0,5	2. J_r=0,5 pode ser utilizado para
c. *Paredes sem contato rocha-rocha cisalhadas*		descontinuidades polidas ou estriadas
H. Descontinuidades preenchidas com material argiloso	1,0 (nominal)	(*slickensided*), planas contendo lineações, desde que as lineações
J. Descontinuidades preenchidas com material granular	1,0 (nominal)	sejam orientadas pela mínima resistência.

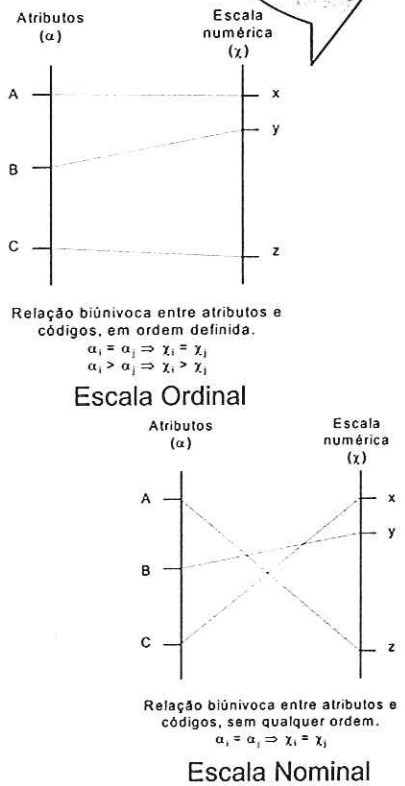


Figura 5.18 – Escalas para extração de feições na classificação de um maciço rochoso.

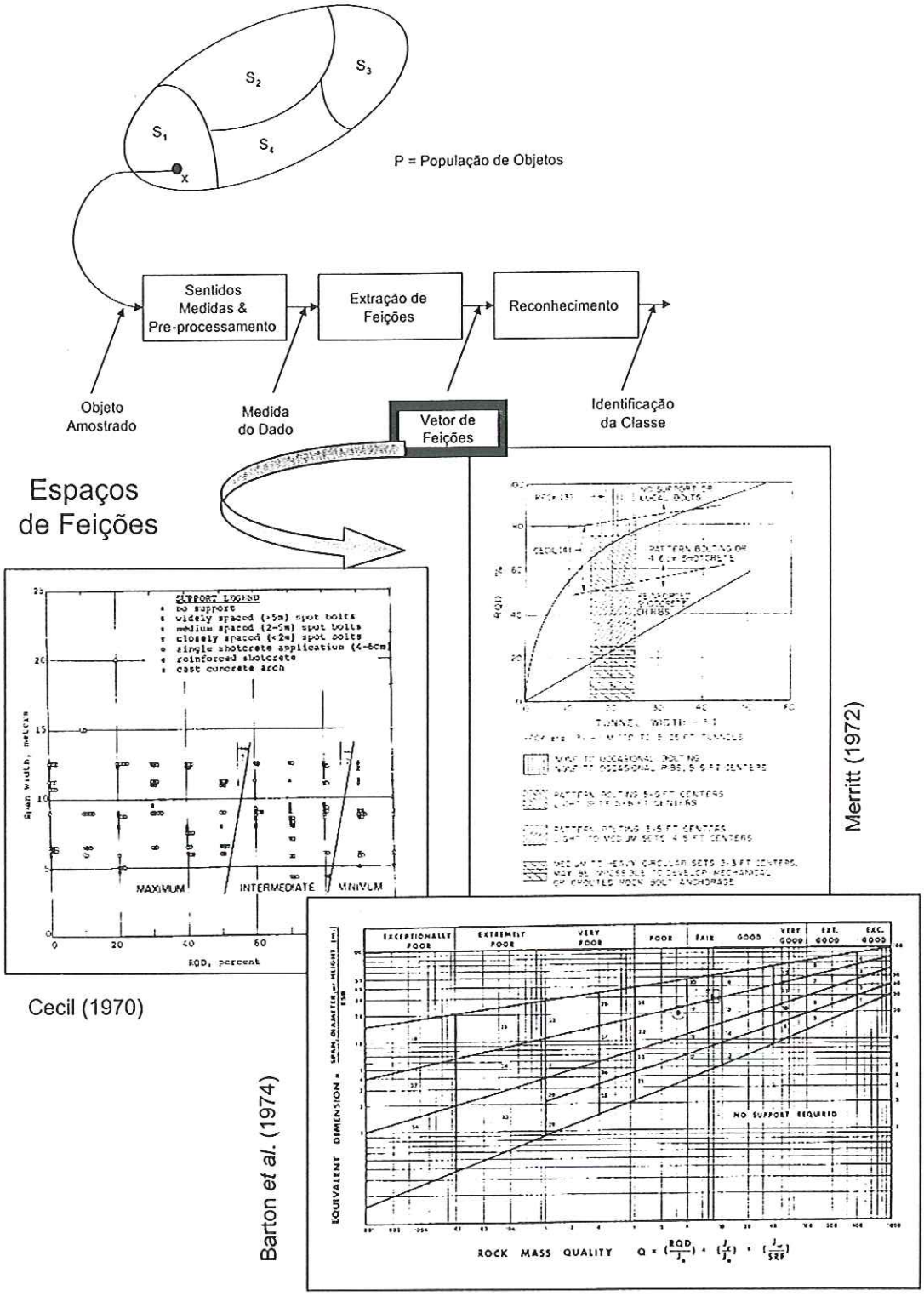


Figura 5.19 – Espaços de feições na classificação de um maciço rochoso.

A Figura 5.20 apresenta os dados dos 92 casos selecionados de CECIL (1970) representados no espaço de feições do Sistema *Q*. A reta apresentada no gráfico representa a fronteira entre maciços que necessitam de reforço para manter a estabilidade e os maciços que não necessitam.

Para o presente trabalho foram estudados dois espaços de feições. O primeiro possui 4 dimensões {log10(*RQD/Jn*), log10(*Jr/Ja*), log10(*Jw/SRF*), log10(*D*)}. O segundo possui 3 dimensões {log10(*RQD/Jn/D*), log10(*Jr/Ja*), log10(*Jw/SRF*)}. Na Figura 5.21 estão representados os dados de CECIL (1970) no espaço de feições de 3 dimensões adotado. Note-se que neste espaço a primeira variável representa o tamanho do bloco (na verdade a relação do tamanho do bloco com o diâmetro do túnel), a segunda variável representa a resistência ao cisalhamento das descontinuidades e a terceira variável representa o nível de tensão ao qual o maciço está submetido.

Para uma melhor compreensão dos dados, doze casos apresentados em detalhe em BARTON *et al.* (1974) são apresentados no espaço de feições do Sistema *Q* (Figura 5.23) e no espaço de feições tridimensional adotado. Os detalhes dos casos estão nas Figuras 5.24 e 5.25.

Note-se que os casos 43, 48 e 60 referem-se a escavações que atravessam zonas de falhas, caracterizadas por resistência ao cisalhamento muito baixa nas descontinuidades. No diagrama da Figura 5.23 os pontos que representam estes casos possuem valores baixos de log10(*Jw/SRF*).

Os casos 8, 70, 74, 75 e 77 referem-se a maciços de boa qualidade. Trata-se de casos de maciços que não necessitam de revestimento, com exceção do caso 75 que refere-se a uma intercessão. Os casos 39 e 56 representam situações onde o tamanho dos blocos é pequeno. Os demais casos apresentam uma situação intermediária em relação aos parâmetros.

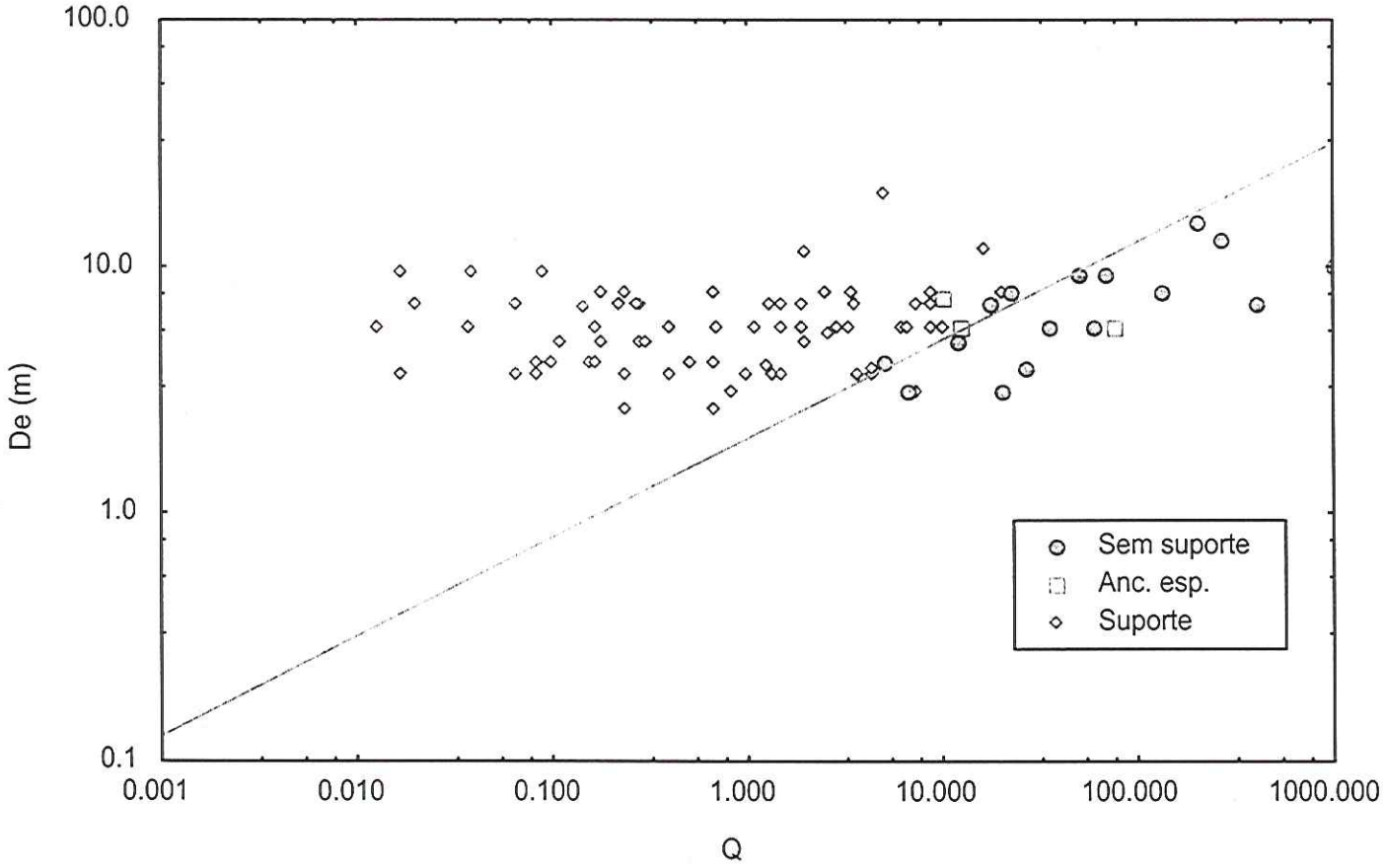


Figura 5.20 – Espaço de feições bidimensional para o sistema Q.
Dados de CECIL (1970).

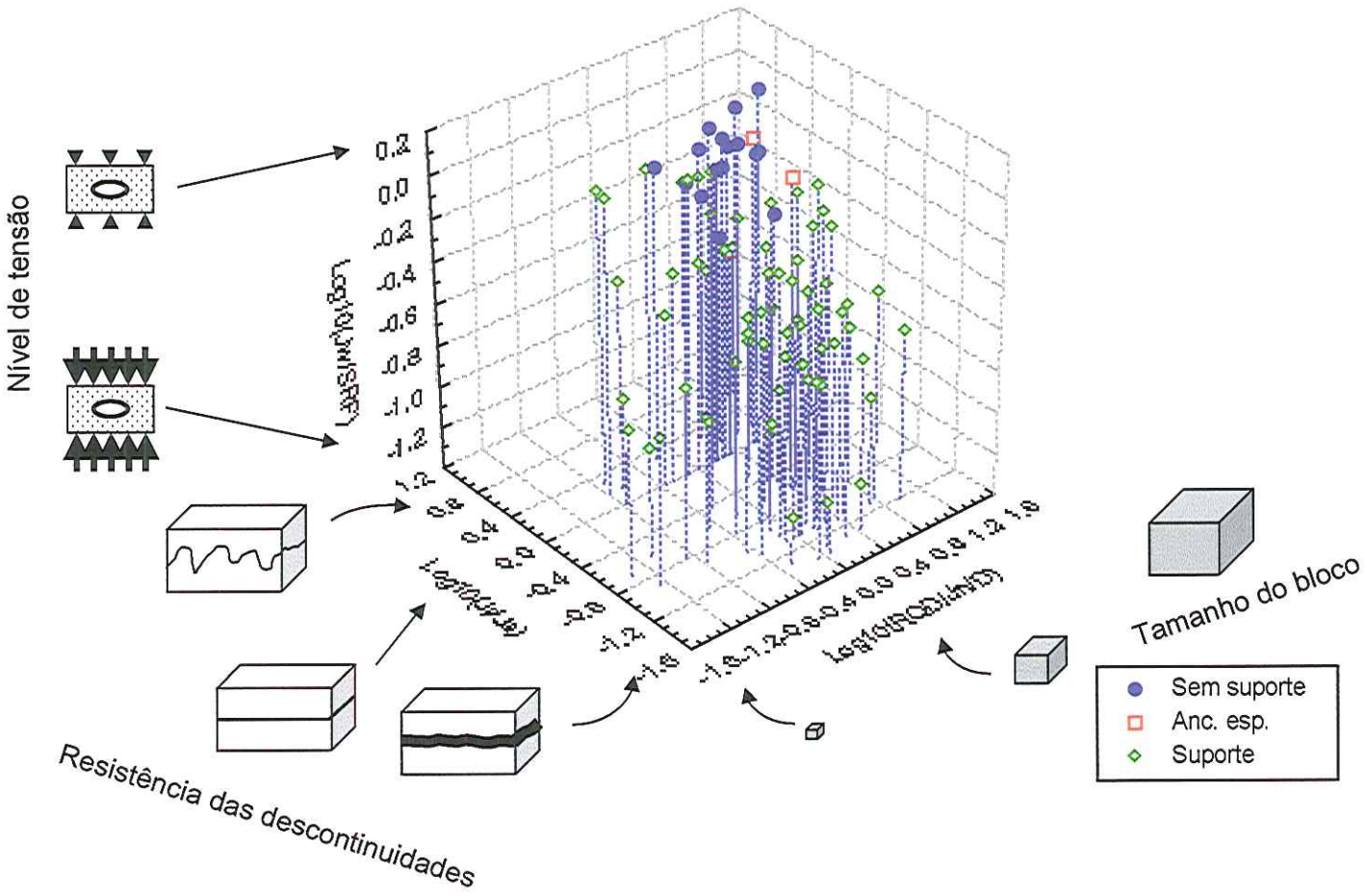


Figura 5.21 – Espaço de feições tridimensional para o sistema Q.
Dados de CECIL (1970).

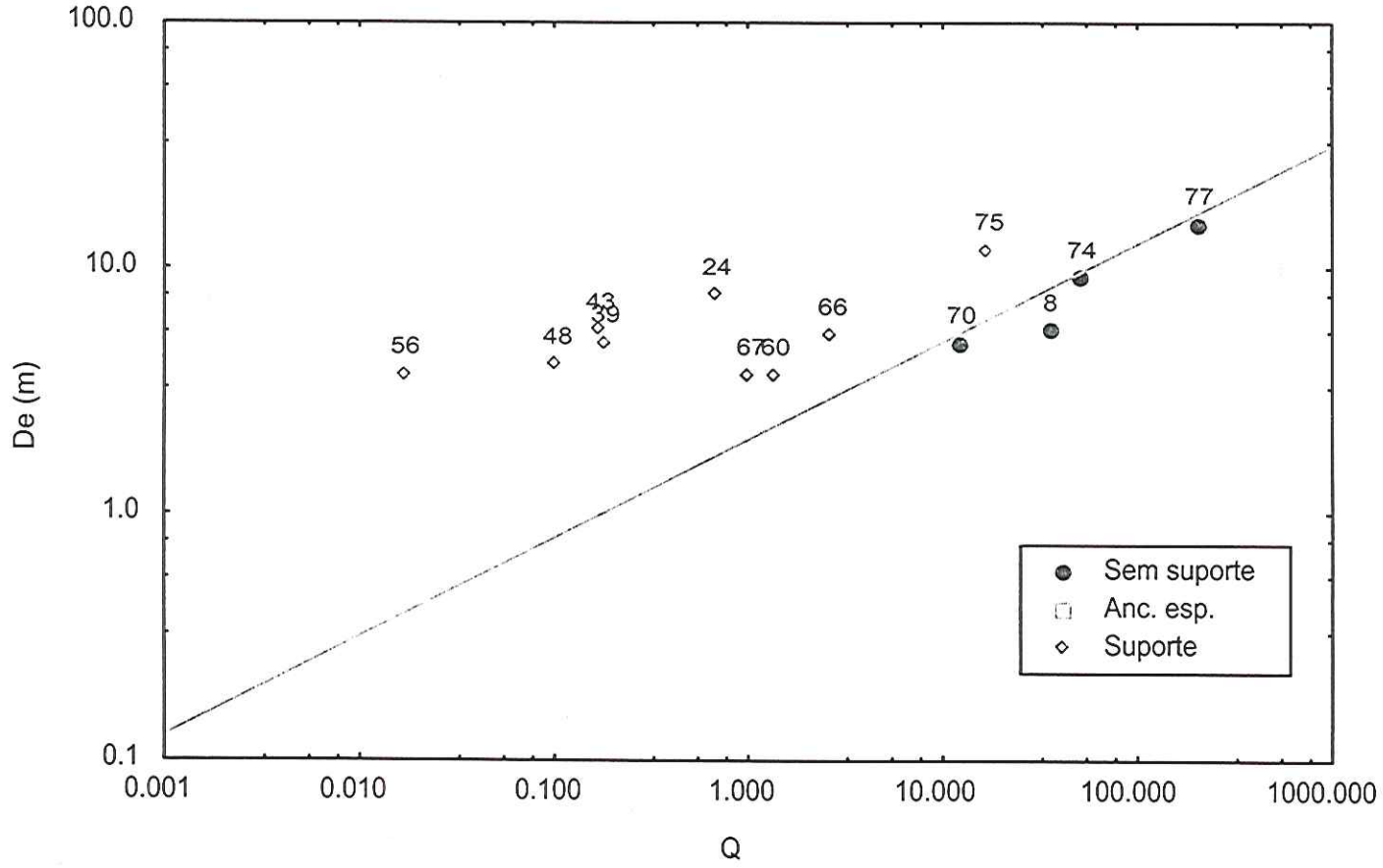


Figura 5.22 – Espaço de feições bidimensional para o sistema Q.
Dados de CECIL (1970), selecionados por BARTON *et al.* (1974).

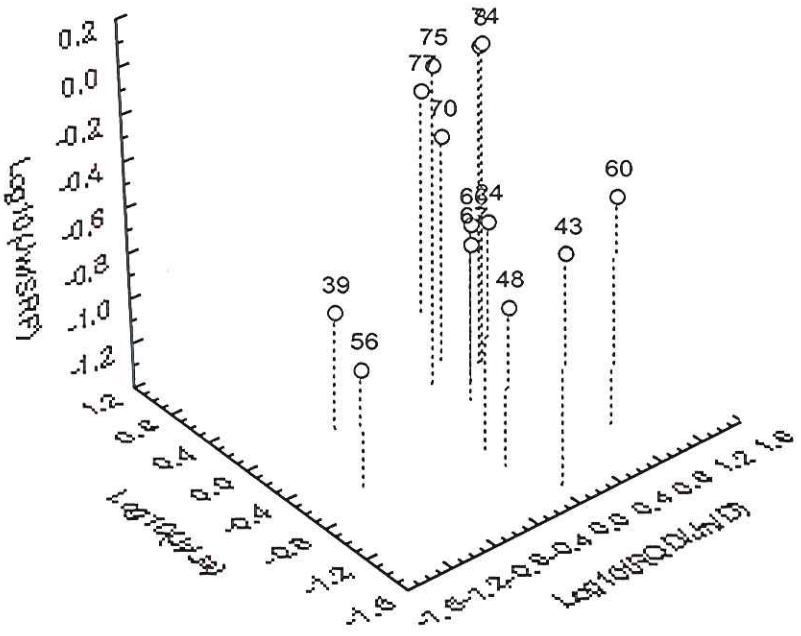
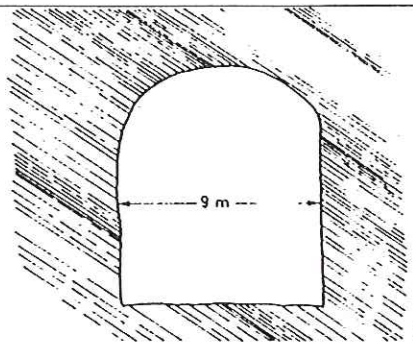
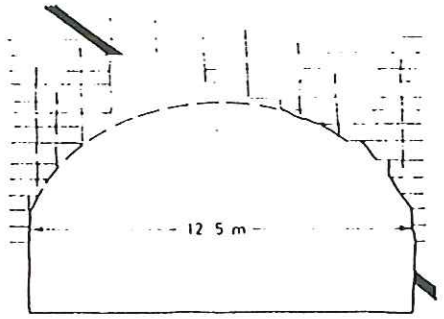


Figura 5.23 – Espaço de feições bidimensional para o sistema Q. Dados de CECIL (1970), selecionados por BARTON *et al.* (1974).



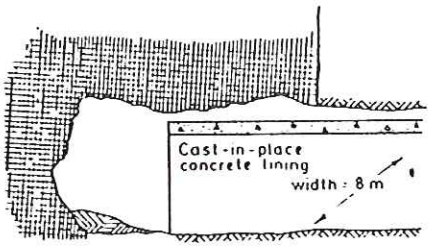
08

$$Q = \left(\frac{RQD}{Jn}\right)\left(\frac{Jr}{Ja}\right)\left(\frac{Jw}{SRF}\right) = (35)(1)(1) = 35$$



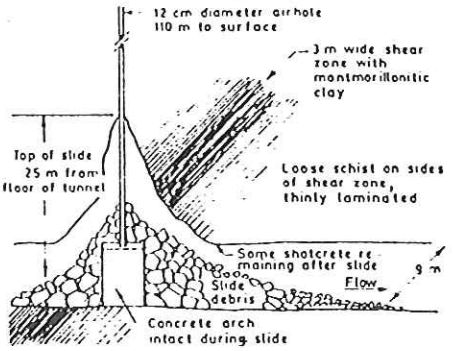
24

$$Q = (10)(0,16)(0,4) = 0,67$$



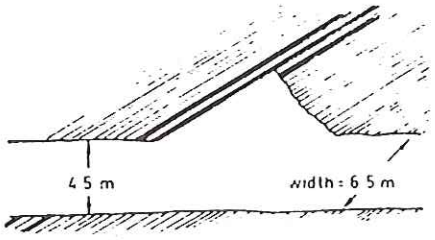
39

$$Q = (1,3)(1)(0,13) = 0,18$$



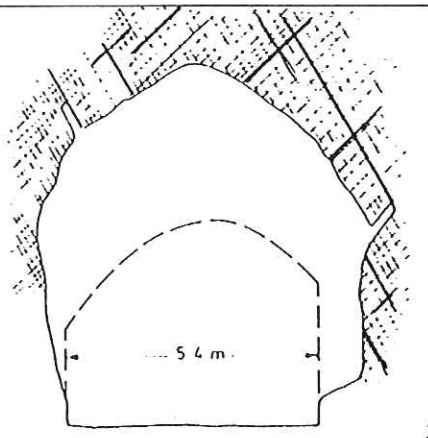
43

$$Q = (10)(0,04)(0,4) = 0,17$$



48

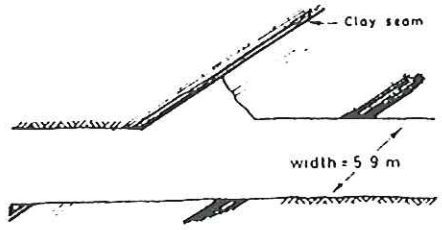
$$Q = (5)(0,1)(0,2) = 0,10$$



56

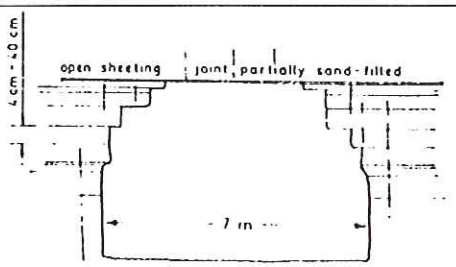
$$Q = (0,5)(0,25)(0,13) = 0,017$$

Figura 5.24 – Esquemas de 6 casos históricos, numeração de CECIL (1970), apresentados por BARTON *et al.* (1974).



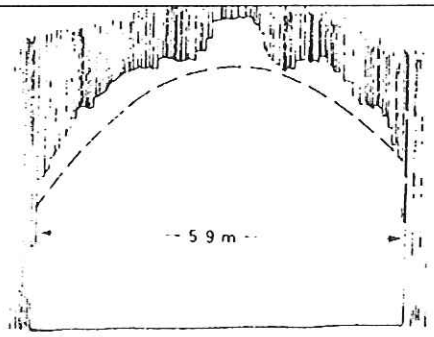
60

$$Q = \left(\frac{RQD}{Jn}\right)\left(\frac{Jr}{Ja}\right)\left(\frac{Jw}{SRF}\right) = (40)(0{,}08)(0{,}4)$$



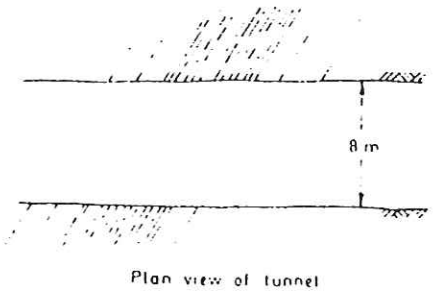
66

$$Q = (17)(0{,}75)(0{,}2) = 2{,}6$$



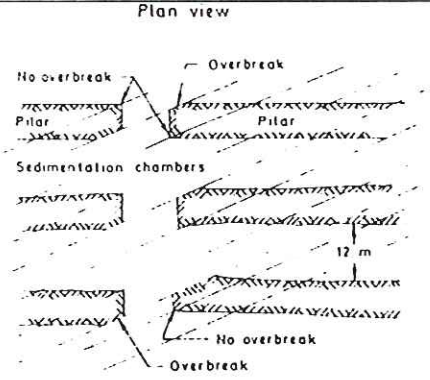
67

$$Q = (6{,}6)(0{,}5)(0{,}2) = 1{,}7$$



70

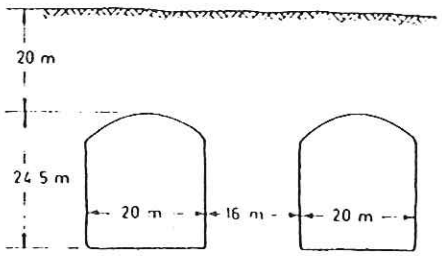
$$Q = (20)(1{,}5)(0{,}4) = 12$$



74,75

$$Q = (50)(1)(1) = 50$$

$$Q = (16{,}7)(1)(1) = 16{,}7$$



77

$$Q = (100)(5)(0{,}4) = 200$$

Figura 5.25 – Esquemas de mais 6 casos históricos, numeração de CECIL (1970), apresentados por BARTON *et al.* (1974).

5.7 – CLASSIFICAÇÃO NÃO-SUPERVISIONADA

Um padrão pode ser visto como um ponto em um espaço de feições N-dimensional, assim pode-se esperar que estes padrões possuam alguma similaridade, com base a classe a qual pertençam ou aos valores de algum atributo, estando próximos, de acordo com algum critério no espaço de feições. Padrões que pertençam a uma dada classe devem estar mais próximos no espaço de feições, formando um agrupamento (*cluster*), que outros padrões pertencentes a uma segunda classe. Em determinadas situações pode ser apropriado descobrir como os padrões observados estão distribuídos no espaço de feições (PAO, 1989).

Para definir similaridade é necessário estabelecer uma métrica. A métrica adotada pode-se ter influência no resultado.

O julgamento da similaridade possui certa complexidade. Tome-se por exemplo o problema apresentado na Figura 5.26. Note-se que o par da esquerda é mais próximo ao par do topo por uma medida de *similaridade física*. Crianças geralmente escolhem o par da esquerda como o mais similar. Entretanto, com instruções neutras, adultos escolhem o par da direita em 70% das vezes. Este par possui *similaridade de relação*. Este julgamento é realizado com base em complexas relações entre dois objetos. Se ao invés de instruções neutras as instruções recomendem que se olhe para relações, os adultos passam a escolher o par da direita em 90% das vezes (ANDERSON, 1995).

A questão exemplificada na Figura 5.26 lembra a subjetividade encontrada no momento de atribuir uma descrição qualitativa para uma das categorias das tabelas do Sistema *Q*. É interessante lembrar que cada uma das variáveis do Sistema *Q* foi concebida com um significado, a leitura das notas do artigo de BARTON *et al.* (1974) permite algum esclarecimento, entretanto, a subjetividade continua existindo.

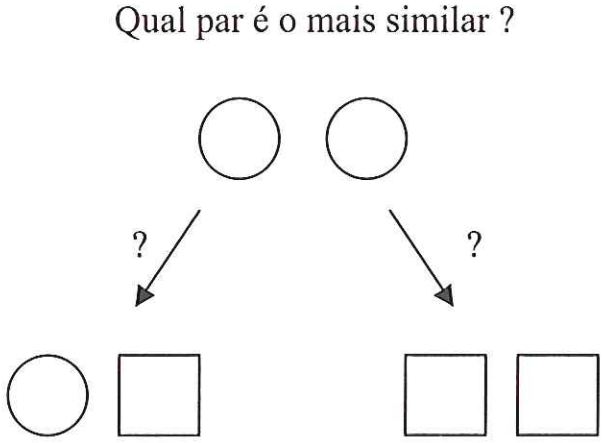


Figura 5.26 – Teste de julgamento de similaridade (ANDERSON, 1995).

Como apresentado anteriormente foram selecionados dois possíveis espaços de feições, um com 4 dimensões {log10(*RQD/Jn*), log10(*Jr/Ja*), log10(*Jw/SRF*), log10(*D*)}, e outro com 3 dimensões {log10(*RQD/Jn/D*), log10(*Jr/Ja*), log10(*Jw/SRF*)}. O espaço de 4 dimensões trata de forma separada o diâmetro da escavação.

Uma classificação não-supervisionada foi realizada com os dados dos dois espaços de feições. Para realizar tal classificação foi utilizado o programa apresentado por PAO (1989), que é descrito como uma variação das redes ART, mas trabalhando com a distância euclidiana. Resumidamente, dado um conjunto de padrões e um valor limiar (*threshold*) o algoritmo identifica agrupamento de padrões cuja distância euclidiana seja inferior ao valor do limiar adotado.

Foram realizadas análises com diversos valores de limiar. Os resultados apresentados nas Figuras 5.27 e 5.28 referem-se a categorização dos dados para os espaços de feições tridimensionais e quadridimensionais, respectivamente, para um valor limiar 0,7. O espaço tridimensional ficou dividido em 8 agrupamentos e o quadridimensional e 10 agrupamentos.

Nas Figuras 5.27 e 5.28, buscou-se identificar que tipo de suporte estaria relacionado com cada agrupamento. Embora os casos de maciços sem suporte

concentrem-se em alguns agrupamentos, percebe-se que os resultados não indicam relação entre os agrupamentos e o tipo de suporte.

Cluster	Casos				
0	1* ▼●○	47 ▽●○	48 ▽●○	49 ○○	65 ▽
	71 ■	72 ■	73 ■	76 ▼■	80 ○○
1	2 ▼○	4 ○○	5 ○	7 ▼○	11 ▼○○
	12 □	13 ▼○	14 ▼○	15 ▼○	22* ▼
	23 ▼●○	24 ▼●	37 ▽●○	40 ■	41 ■
	45 □○○	50 ○○	53 ▼●○	58 ▽	62 □○
	67 ○	86 ▽	89 ○	90 ▽	
2	3 ○	9 ○	10 ○	16 ▽○○	25 ▼○
	26 ▽○	27 △	28 ▽○	31 □	32 ▼
	34* ▽	35 △	38* ▼	46* ▽●	52 △
	63 ▽	64 ▽	66 ▽○	75* ▽	82 ▼○
	83 △				
3	6 △	8 △	17 □	20 △	21 △
	29 △	36 △	70 △	74 △	77 △
	78 △	91 △			
4	18 ○○○○	19 ○○○○	33 ▼○○	56 ○○	57 ▼○○
	79 ○○○,■	81 ○○	85 ○○○		
5	30 □○	39 ■	44 ○	84 ○	92 ▽
6	42 ■,○○○	43 ■	51 ▽●○	59 □○	61 □○
	88 ▼○○				
7	54 ▽●○	55 ▼●	60 ▽○	69 ▽■	
8	68 △	87 △			

Legenda

△	Sem suporte
□	Ancoragem bastante espaçadas (> 5m)
▽	Ancoragem medianamente espaçadas (2-5m)
▼	Ancoragem pesada (< 2m)
○	Uma aplicação de concreto projetado (4-6cm)
■	Arco de concreto moldado
●	Concreto projetado reforçado
*	Portal ou interseção

Figura 5.27 – Resultado da classificação não supervisionada, espaço de feições tridimensional, valor limiar 0,7.

Pode-se observar que nos dois espaços de feições os agrupamentos são semelhantes, o que recomenda a utilização do espaço de feições tridimensional. Pode-se observar na Figura 5.29 como os agrupamentos se distribuem no espaço de feições tridimensional.

Cluster	Casos				
0	1* ▼●○	47 ▽●○	48 ▽●○	49 ○○	54 ▽●○
	65 ▽	71 ■	72 ■	73 ■	76 ▼■
	80 ○○	88 ▼○○			
1	2 ▼○	4 ○○	5 ○	7 ▼○	11 ▼○○
	12 □	13 ▼○	14 ▼○	15 ▼○	22* ▼
	23 ▼●○	24 ▼●	33 ▼○○	40 ■	41 ■
	45 □○○	50 ○○	53 ▼●○	58 ▽	62 □○
	86 ▽	89 ○	90 ▽		
2	3 ○	9 ○	10 ○	16 ▽○○	25 ▼○
	28 ▽○	30 □○	32 ▼	34* ▽	35 △
	36 △	38* ▼	44 ○	46* ▽●	52 △
	63 ▽	64 ▽	82 ▼○	84 ○	92 ▽
3	6 △	8 △	17 □	20 △	21 △
	26 ▽○	27 △	29 △	31 □	70 △
	74 △	75* ▽	78 △	83 △	91 △
4	18 ○○○○	19 ○○○○	56 ○○	57 ▼○○	79 ○○○,■
	85 ○○○				
5	37 ▽●○				
6	39 ■				
7	42 ■,○○○	43 ■	51 ▽●○	59 □○	61 □○
	81 ○○				
8	55 ▼●	60 ▽○	69 ▽■		
9	66 ▽○	67 ○			
10	68 △	77 △	87 △		

Legenda

△	Sem suporte
□	Ancoragem bastante espaçadas (> 5m)
▽	Ancoragem medianamente espaçadas (2-5m)
▼	Ancoragem pesada (< 2m)
○	Uma aplicação de concreto projetado (4-6cm)
■	Arco de concreto moldado
●	Concreto projetado reforçado
*	Portal ou interseção

Figura 5.28 – Resultado da classificação não supervisionada, espaço de feições quadridimensional, valor limiar 0,7.

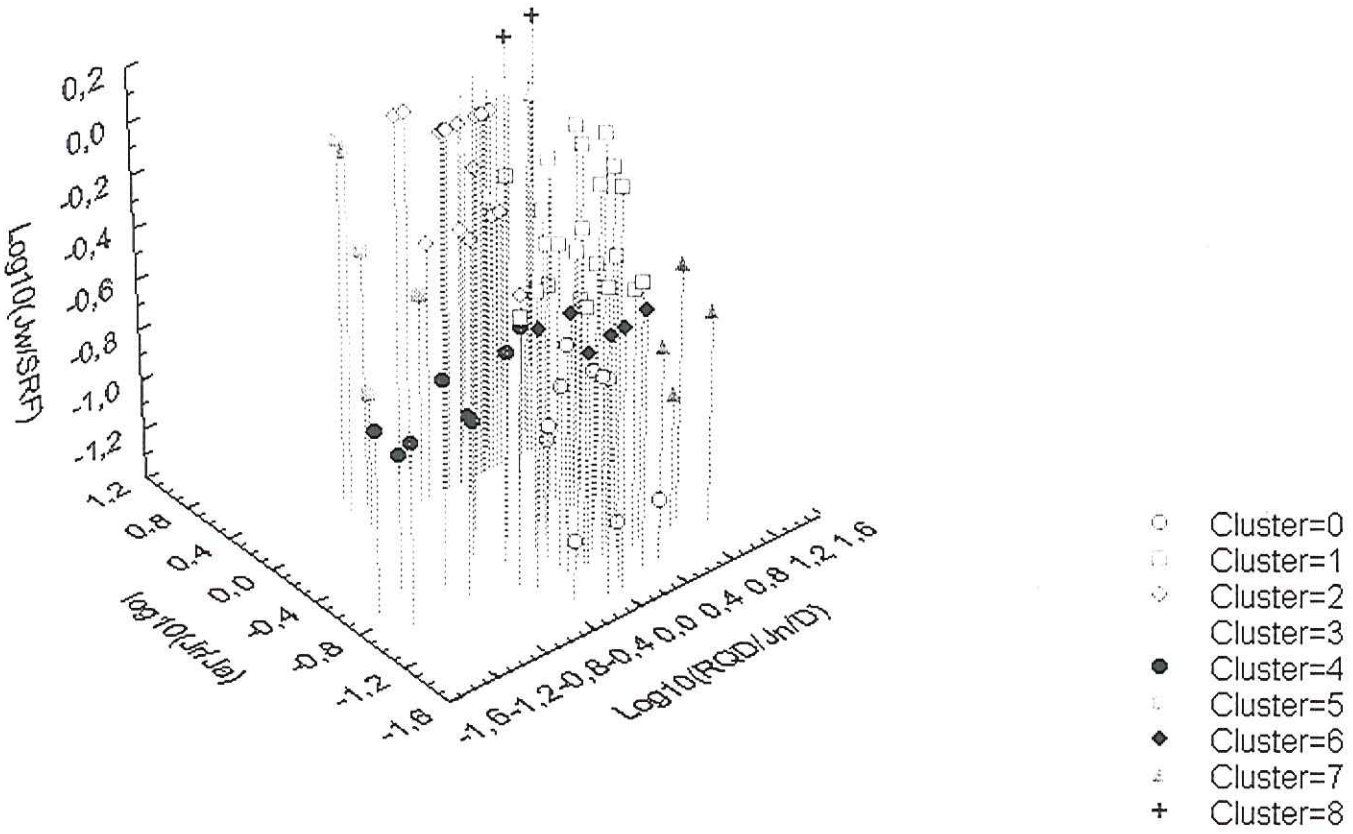


Figura 5.29 – Visualização dos *clusters* no espaço de feições tridimensional, valor limiar 0,7.

5.8 – CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA

Na análise não-supervisionada percebeu-se que o espaço de feições tridimensional dimensões {log10(*RQD/Jn/D*), log10(*Jr/Ja*), log10(*Jw/SRF*)} permite agrupamentos semelhantes ao espaço de 4 dimensões {log10(*RQD/Jn*), log10(*Jr/Ja*), log10(*Jw/SRF*), log10(*D*)}, entretanto não foi possível identificar nos agrupamentos uma relação com o tipo de suporte utilizado.

Para mapear o tipo de suporte uma rede *MLP* foi concebida (Figura 3.30). A camada de entrada possui três unidades {log10(*RQD/Jn/D*), log10(*Jr/Ja*), log10(*Jw/SRF*)}, isto é a entrada da rede é formada pelo espaço de feições. Na camada foram utilizadas seis unidades de processamento. Na camada existem quatro unidades de processamento.

A primeira unidade de processamento representa a presença de ancoragem. Os valores de saída da unidade foram associados a diferentes valores para as situações onde não foi utilizada ancoragem (valor 0), ancoragem esporádica, com espaçamentos maiores que cinco metros (valor 0,1), ancoragem com espaçamento entre dois e cinco metros (valor 0,5) e ancoragem com espaçamentos inferiores a 1m (valor 1). A Figura 5.31 apresenta os dados no espaço de feições tridimensional, onde são representados os tipos de ancoragem utilizados em cada caso.

A Segunda unidade de saída representa o uso do concreto projetado. Os valores alvo foram adotados em acordo ao número de aplicações de concreto projetado: para quatro aplicações valor 1; para três aplicações calor 0,75; para duas aplicações valor 0,5; para uma aplicação valor 0,25 e para o caso onde o projetado não foi utilizado adotou-se valor 0. A Figura 5.32 apresenta os dados no espaço de feições tridimensional, distinguindo-se o número de aplicações de concreto projetado em cada caso.

A terceira unidade de saída representa a utilização de concreto projetado com tela. Foram adotados como valores alvo 0 e 1 respectivamente para os casos onde não foi utilizado este tipo de suporte e para o caso em que foi utilizado. A Figura 5.33 distingue cada caso.

Na quarta unidade de saída uma representação binária também foi utilizada para os casos onde foi utilizado arco de concreto moldado (valor 1) e os casos onde não se utilizou (valor 0). A utilização deste tipo de suporte é ilustrada na Figura 5.34.

A rede foi treinada com os 92 casos da base de dados de CECIL (1970) e os resultados do treinamento estão apresentados na Tabela 5.4. O erro médio final do treinamento foi de 0,256. A rede treinada foi utilizada para um mapeamento completo de cada variável de saída em todo o domínio, cujos os resultados são discutidos a seguir.

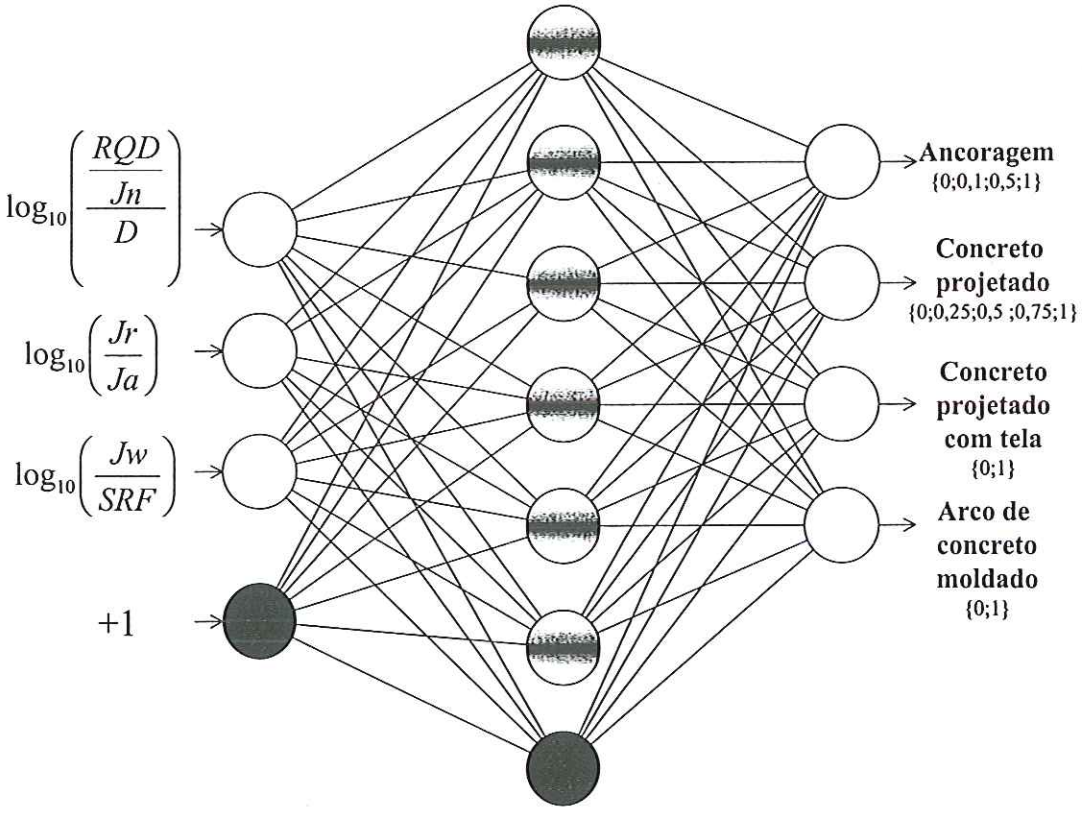


Figura 5.30 – Rede MLP com três entradas e quatro saídas.

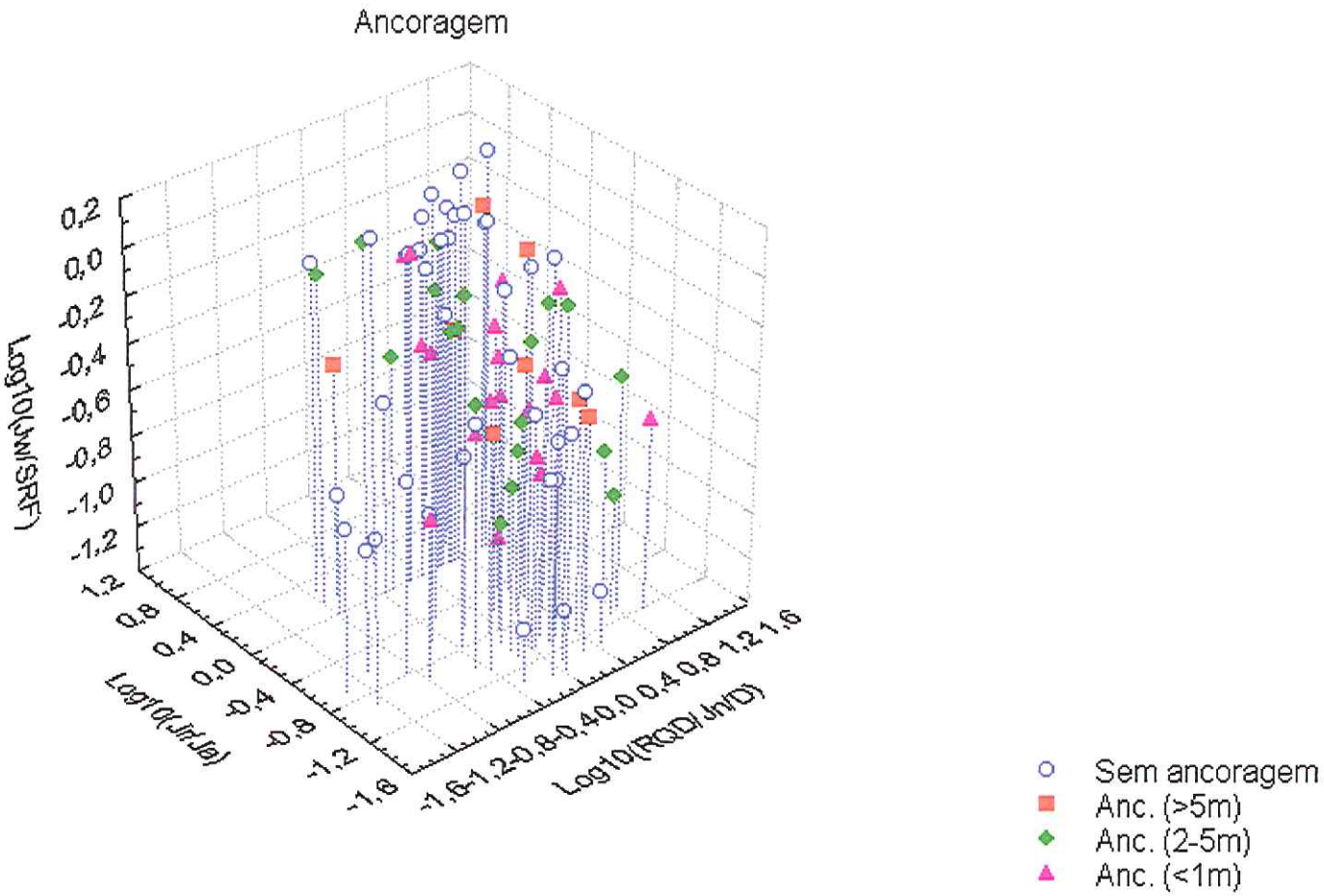


Figura 5.31 – Dados de treinamento, ancoragem.

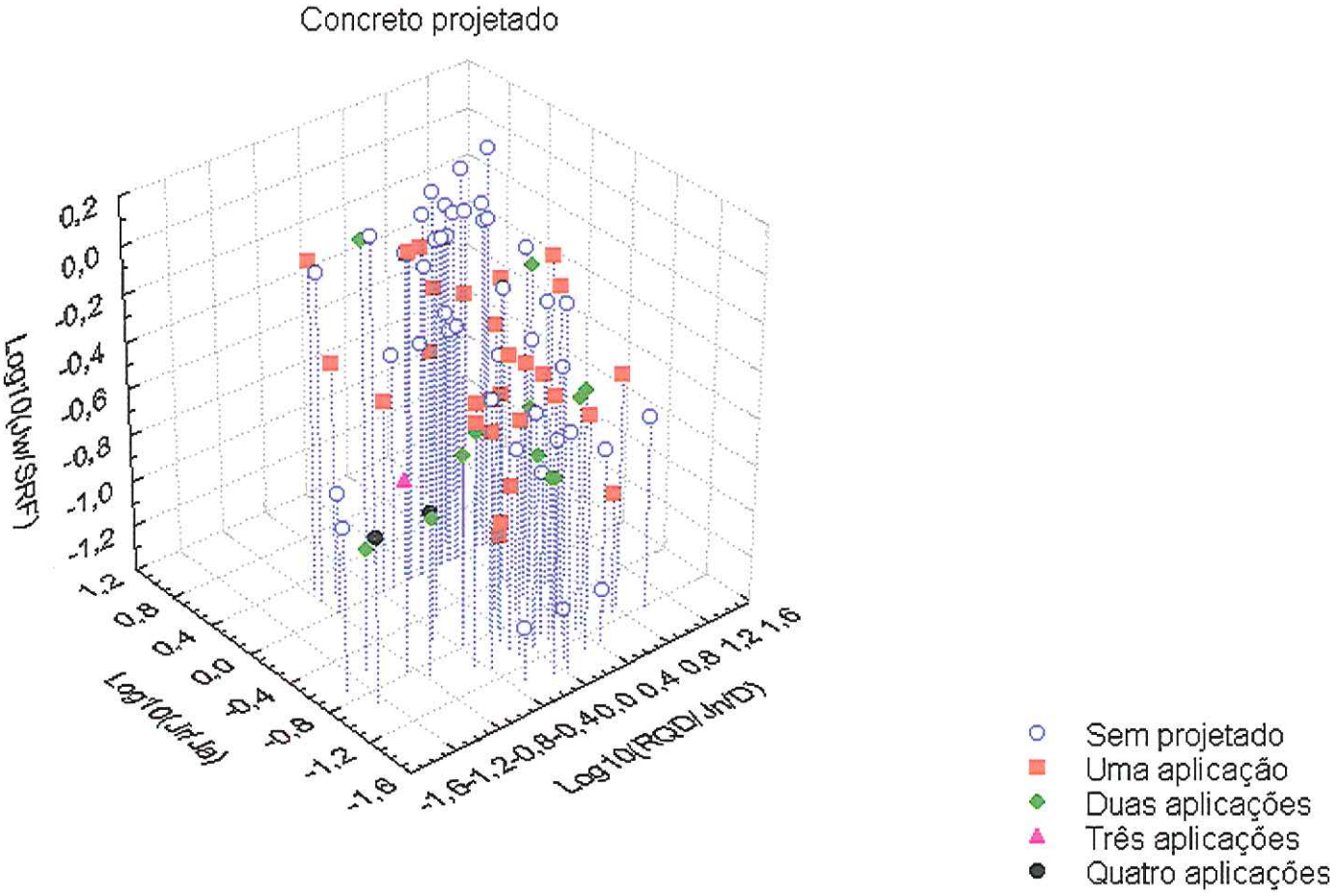


Figura 5.32 – Dados de treinamento, concreto projetado.

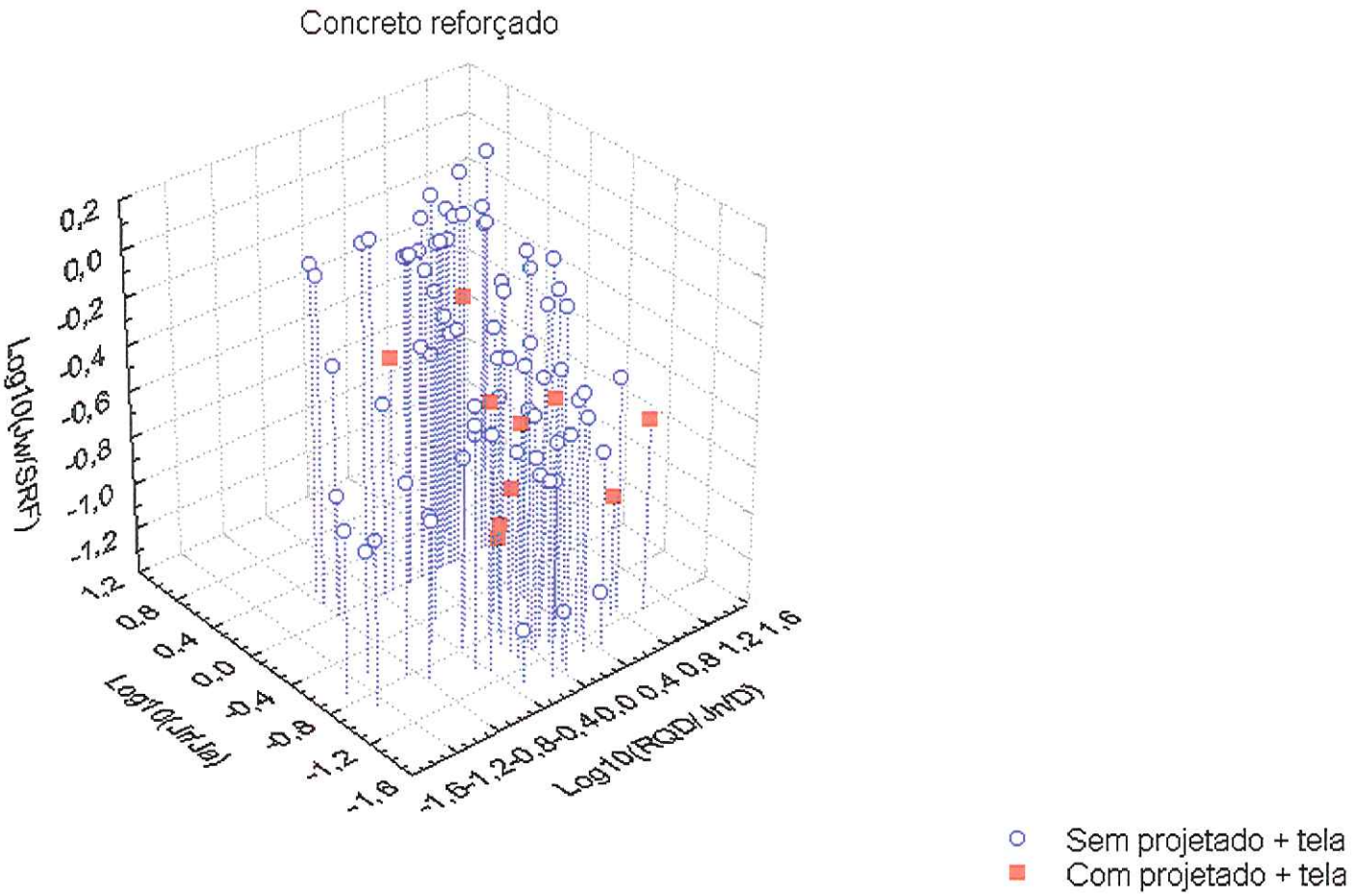


Figura 5.33 – Dados de treinamento, concreto projetado com tela.

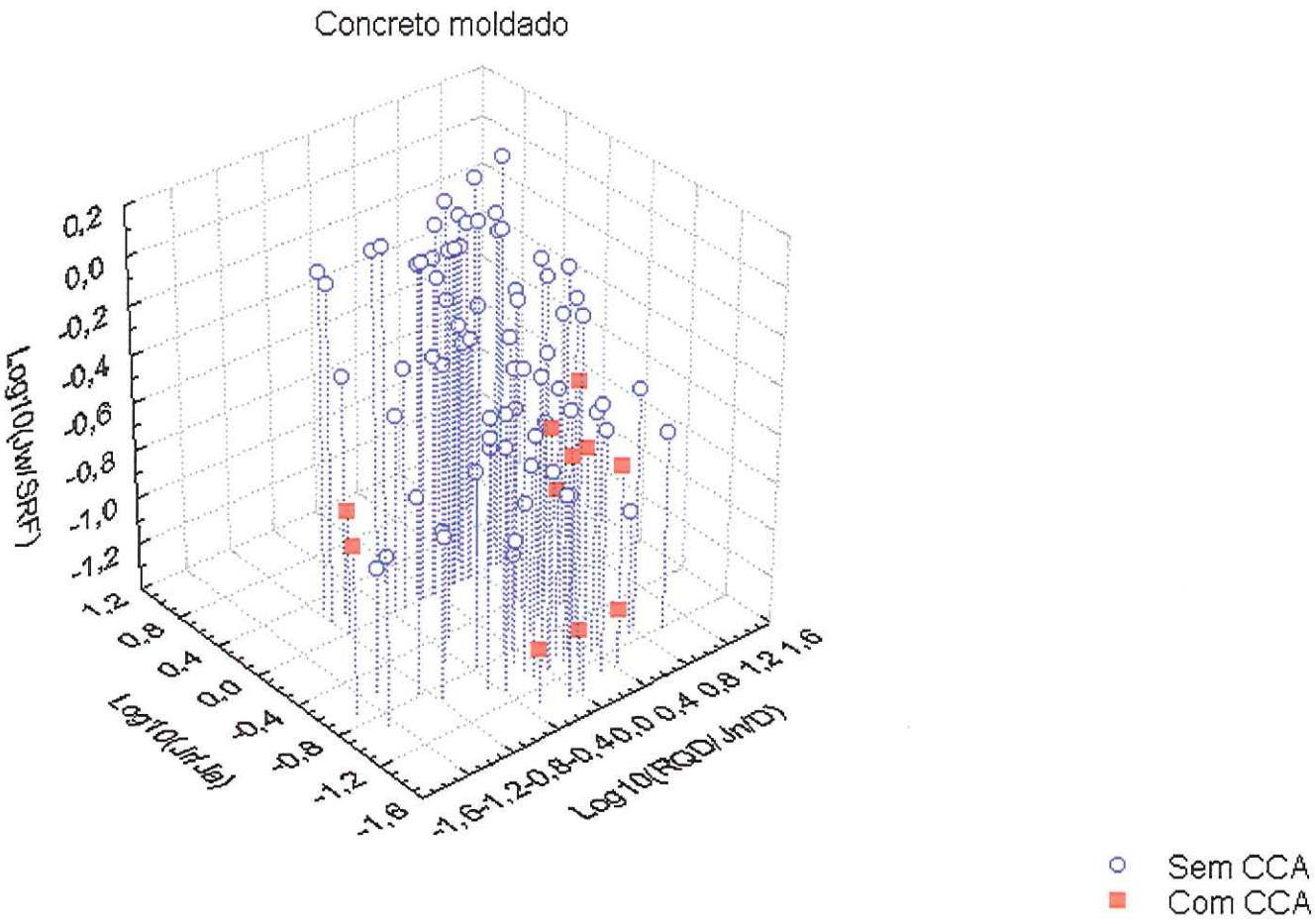


Figura 5.34 – Dados de treinamento, arco de concreto moldado.

Tabela 5.4 – Resultado do treinamento da rede neural supervisionada.

Casos	Valores alvo				Resultado da rede				Erro			
	Bolt	Shot	Rshot	CCA	Bolt	Shot	Rshot	CCA	Bolt	Shot	Rshot	CCA
1* ▼●○	1	0,25	1	0	1,00	0,11	1,00	0,00	0,00	-0,14	0,00	0,00
2 ▼○	1	0,25	0	0	1,00	0,10	1,00	0,00	0,00	-0,15	1,00	0,00
3 ○	0	0,25	0	0	0,40	0,07	0,00	0,00	0,40	-0,18	0,00	0,00
4 ○○	0	0,5	0	0	0,22	0,08	0,00	0,00	0,22	-0,42	0,00	0,00
5 ○	0	0,25	0	0	0,21	0,08	0,00	0,00	0,21	-0,17	0,00	0,00
6 △	0	0	0	0	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
7 ▼○	1	0,25	0	0	0,99	0,19	0,07	0,00	-0,01	-0,06	0,07	0,00
8 △	0	0	0	0	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
9 ○	0	0,25	0	0	0,38	0,06	0,00	0,00	0,38	-0,19	0,00	0,00
10 ○	0	0,25	0	0	0,40	0,07	0,00	0,00	0,40	-0,18	0,00	0,00
11 ▼○○	1	0,5	0	0	0,82	0,22	0,68	0,00	-0,18	-0,28	0,68	0,00
12 □	0,1	0	0	0	0,21	0,08	0,00	0,00	0,11	0,08	0,00	0,00
13 ▼○	1	0,25	0	0	0,94	0,08	0,03	0,00	-0,06	-0,17	0,03	0,00
14 ▼○	1	0,25	0	0	1,00	0,10	1,00	0,00	0,00	-0,15	1,00	0,00
15 ▼○	1	0,25	0	0	0,97	0,11	0,00	0,00	-0,03	-0,14	0,00	0,00
16 ▽○○	0,5	0,5	0	0	0,01	0,11	0,00	0,00	-0,49	-0,39	0,00	0,00
17 □	0,1	0	0	0	0,00	0,01	0,00	0,00	-0,10	0,01	0,00	0,00
18 ○○○○	0	1	0	0	0,12	0,53	0,00	0,00	0,12	-0,47	0,00	0,00
19 ○○○○	0	1	0	0	0,12	0,53	0,00	0,00	0,12	-0,47	0,00	0,00
20 △	0	0	0	0	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
21 △	0	0	0	0	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
22* ▼	1	0	0	0	0,45	0,06	0,00	0,00	-0,55	0,06	0,00	0,00
23 ▼●○	1	0,25	1	0	0,99	0,17	1,00	0,00	-0,01	-0,08	0,00	0,00
24 ▼●	1	0	1	0	0,99	0,17	1,00	0,00	-0,01	0,17	0,00	0,00
25 ▼○	1	0,25	0	0	0,45	0,06	0,00	0,00	-0,55	-0,19	0,00	0,00
26 ▽○	0,5	0,25	0	0	0,12	0,06	0,00	0,00	-0,38	-0,19	0,00	0,00
27 △	0	0	0	0	0,05	0,05	0,00	0,00	0,05	0,05	0,00	0,00
28 ▽○	0,5	0,25	0	0	1,00	0,25	0,30	0,00	0,50	0,00	0,30	0,00
29 △	0	0	0	0	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
30 □○	0,1	0,25	0	0	0,02	0,21	0,00	0,00	-0,08	-0,04	0,00	0,00
31 □	0,1	0	0	0	0,43	0,06	0,00	0,00	0,33	0,06	0,00	0,00
32 ▼	1	0	0	0	0,39	0,07	0,00	0,00	-0,61	0,07	0,00	0,00
33 ▼○○	1	0,5	0	0	0,12	0,53	0,00	0,00	-0,88	0,03	0,00	0,00
34* ▽	0,5	0	0	0	0,17	0,06	0,00	0,00	-0,33	0,06	0,00	0,00
35 △	0	0	0	0	0,01	0,04	0,00	0,00	0,01	0,04	0,00	0,00
36 △	0	0	0	0	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
37 ▽●○	0,5	0,25	1	0	1,00	0,16	0,99	0,00	0,50	-0,09	-0,01	0,00
38* ▼	1	0	0	0	0,45	0,06	0,00	0,00	-0,55	0,06	0,00	0,00
39 ■	0	0	0	1	0,03	0,22	0,00	0,00	0,03	0,22	0,00	-1,00
40 ■	0	0	0	1	0,80	0,22	0,62	0,00	0,80	0,22	0,62	-1,00
41 ■	0	0	0	1	0,58	0,07	0,00	0,00	0,58	0,07	0,00	-1,00
42 ■,○○○	0	0	0	1	0,01	0,18	0,00	0,72	0,01	0,18	0,00	-0,28

43 ■	0	0	0	1	0,00	0,18	0,00	0,71	0,00	0,18	0,00	-0,29
44 ○	0	0,25	0	0	0,02	0,21	0,00	0,00	0,02	-0,04	0,00	0,00
45 □○○	0,1	0,5	0	0	0,06	0,20	0,00	0,00	-0,04	-0,30	0,00	0,00
46* ▽●	0,5	0	1	0	0,11	0,12	0,00	0,00	-0,39	0,12	-1,00	0,00
47 ▽●○	0,5	0,25	1	0	0,94	0,20	0,98	0,00	0,44	-0,05	-0,02	0,00
48 ▽●○	0,5	0,25	1	0	0,81	0,22	0,66	0,00	0,31	-0,03	-0,34	0,00
49 ○○	0	0,5	0	0	0,03	0,19	0,00	0,00	0,03	-0,31	0,00	0,00
50 ○○	0	0,5	0	0	0,12	0,19	0,00	0,00	0,12	-0,31	0,00	0,00
51 ▽●○	0,5	0,25	1	0	0,82	0,22	0,66	0,00	0,32	-0,03	-0,34	0,00
52 △	0	0	0	0	0,41	0,06	0,00	0,00	0,41	0,06	0,00	0,00
53 ▼●○	1	0,25	1	0	0,86	0,21	0,80	0,00	-0,14	-0,04	-0,20	0,00
54 ▽●○	0,5	0,25	1	0	0,84	0,09	1,00	0,02	0,34	-0,16	0,00	0,02
55 ▼●	1	0	1	0	0,69	0,10	0,65	0,00	-0,31	0,10	-0,35	0,00
56 ○○	0	0,5	0	0	0,12	0,53	0,00	0,00	0,12	0,03	0,00	0,00
57 ▼○○	1	0,5	0	0	0,99	0,34	0,01	0,00	-0,01	-0,16	0,01	0,00
58 ▽	0,5	0	0	0	0,44	0,06	0,00	0,00	-0,06	0,06	0,00	0,00
59 □○	0,1	0,25	0	0	0,15	0,50	0,00	0,00	0,05	0,25	0,00	0,00
60 ▽○	0,5	0,25	0	0	0,63	0,11	0,00	0,00	0,13	-0,14	0,00	0,00
61 □○	0,1	0,25	0	0	0,00	0,19	0,00	0,04	-0,10	-0,06	0,00	0,04
62 □○	0,1	0,25	0	0	0,45	0,06	0,00	0,00	0,35	-0,19	0,00	0,00
63 ▽	0,5	0	0	0	0,43	0,06	0,00	0,00	-0,07	0,06	0,00	0,00
64 ▽	0,5	0	0	0	0,42	0,06	0,00	0,00	-0,08	0,06	0,00	0,00
65 ▽	0,5	0	0	0	1,00	0,10	1,00	0,00	0,50	0,10	1,00	0,00
66 ▽○	0,5	0,25	0	0	0,45	0,06	0,00	0,00	-0,05	-0,19	0,00	0,00
67 ○	0	0,25	0	0	0,45	0,06	0,00	0,00	0,45	-0,19	0,00	0,00
68 △	0	0	0	0	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
69 ▽■	0,5	0	0	1	0,00	0,18	0,00	0,90	-0,50	0,18	0,00	-0,10
70 △	0	0	0	0	0,05	0,04	0,00	0,00	0,05	0,04	0,00	0,00
71 ■	0	0	0	1	0,00	0,19	0,00	0,94	0,00	0,19	0,00	-0,06
72 ■	0	0	0	1	0,00	0,18	0,00	0,91	0,00	0,18	0,00	-0,09
73 ■	0	0	0	1	0,01	0,18	0,00	0,91	0,01	0,18	0,00	-0,09
74 △	0	0	0	0	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
75* ▽	0,5	0	0	0	0,22	0,06	0,00	0,00	-0,28	0,06	0,00	0,00
76 ▼■	1	0	0	1	0,83	0,20	0,82	0,00	-0,17	0,20	0,82	-1,00
77 △	0	0	0	0	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
78 △	0	0	0	0	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
79 ○○○,■	0	0	0	1	0,12	0,53	0,00	0,00	0,12	0,53	0,00	-1,00
80 ○○	0	0,5	0	0	0,13	0,20	0,02	0,00	0,13	-0,30	0,02	0,00
81 ○○	0	0,5	0	0	0,24	0,47	0,00	0,00	0,24	-0,03	0,00	0,00
82 ▼○	1	0,25	0	0	0,41	0,06	0,00	0,00	-0,59	-0,19	0,00	0,00
83 △	0	0	0	0	0,14	0,06	0,00	0,00	0,14	0,06	0,00	0,00
84 ○	0	0,25	0	0	0,03	0,19	0,00	0,00	0,03	-0,06	0,00	0,00
85 ○○○	0	0,75	0	0	0,12	0,53	0,00	0,00	0,12	-0,22	0,00	0,00
86 ▽	0,5	0	0	0	0,60	0,26	0,00	0,00	0,10	0,26	0,00	0,00
87 △	0	0	0	0	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
88 ▼○○	1	0,5	0	0	0,65	0,21	0,38	0,00	-0,35	-0,29	0,38	0,00

89 ○	0	0,25	0	0	0,45	0,06	0,00	0,00	0,45	-0,19	0,00	0,00
90 ▽	0,5	0	0	0	0,22	0,08	0,00	0,00	-0,28	0,08	0,00	0,00
91 △	0	0	0	0	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
92 ▽	0,5	0	0	0	0,02	0,21	0,00	0,00	-0,48	0,21	0,00	0,00

5.8.1 – Análise dos resultados

Como explicitado anteriormente, com a rede treinada foi possível tirar proveito da característica de um *MLP* de ser interpolador universal de funções. Para visualizar-se a saída da rede em todo o domínio gerou-se como entrada da rede uma varredura em todo o domínio.

Os resultados foram colocados em forma gráfica com o auxílio da ferramenta de visualização de fatias do MATLAB. Cada saída é representada em vários gráficos individuais. Estas saídas podem ser compreendidas como tendências no uso de determinado tipo de suporte em dadas regiões do domínio. Obviamente deve-se lembrar que os resultados apresentam algum tipo de ruído e possuem representatividade limitada para regiões do domínio onde não existam dados no conjunto de treinamento.

A Figura 5.35 apresenta o mapeamento do domínio para a primeira saída, que representa a utilização de ancoragens. A Figura 5.36 e 5.37 apresentam os mesmos resultados permitindo uma melhor visualização com planos deslizantes. Pode-se perceber claramente que o uso de ancoragens pesadas (espaçamento inferior a um metro) está associado ao tamanho dos blocos e a resistência ao cisalhamento das descontinuidades. A diminuição do tamanho dos blocos exige um aumento na resistência ao cisalhamento das descontinuidades para que o uso das ancoragens seja efetivo. Este comportamento é bastante coerente com um tipo de reforço que funciona por atrito.

A utilização de um padrão de ancoragem mais leve está indicado para dimensões de blocos maiores e um certo nível de resistência ao cisalhamento. O uso

de ancoragens parece independer do nível de tensões para blocos menores. Para dimensão de blocos maiores, em situações de tensão piores verifica-se a presença de ancoragens.

Maiores quantidades de concreto projetado parecem necessárias em regiões de blocos menores e resistência ao cisalhamento menores, conforme pode ser observado na Figura 5.38, e nos planos deslizantes das Figuras 5.39 e 5.40. O nível de tensão não mostra grande influência na definição do uso de concreto projetado. Percebe-se uma certa coincidência nas fronteiras de aplicação de concreto projetado e no uso de ancoragens.

O uso de concreto projetado em menores quantidades (uma aplicação) parece indicado em casos de blocos maiores e pequena resistência das descontinuidades e em quando com blocos menores e melhor resistência ao cisalhamento das descontinuidades. Cabe uma ressalva que o fundo de escala apresentado indica valores máximos próximos ao utilizado no treinamento para representação de duas aplicações de concreto. Entretanto observa-se que existem na base de dados poucos casos com mais de duas aplicações de concreto projetado.

O uso de concreto projetado com tela está claramente associado ao uso de ancoragens, o lugar geométrico da presença de concreto projetado com tela está muito próximo ao de ancoragens sistemáticas, o que se mostra coerente com a aplicação prática deste tipo de suporte. Como pode ser observado na Figura 5.41 e nos planos deslizantes das Figura 5.42 e 5.43 existe uma dimensão de bloco abaixo da qual o concreto projetado com tela não é mais utilizado.

A observação da Figura 5.44 e dos planos deslizantes nas Figuras 5.45 e 5.46 indicam que a utilização de arco de concreto moldado está associada a resistências ao cisalhamento muito baixas, o que é comum em regiões de falhas geológicas, exatamente onde este tipo de suporte costuma a ser utilizado.

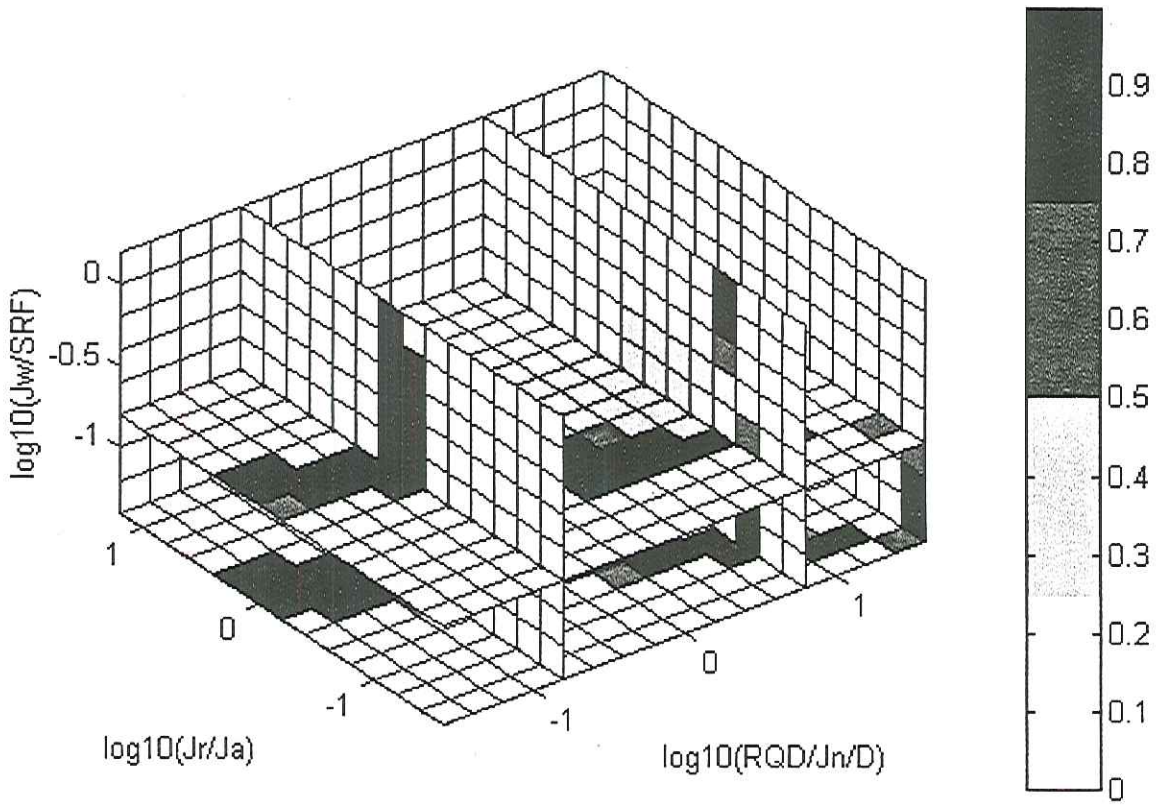


Figura 5.35 – Mapeamento do domínio para saída ancoragem.

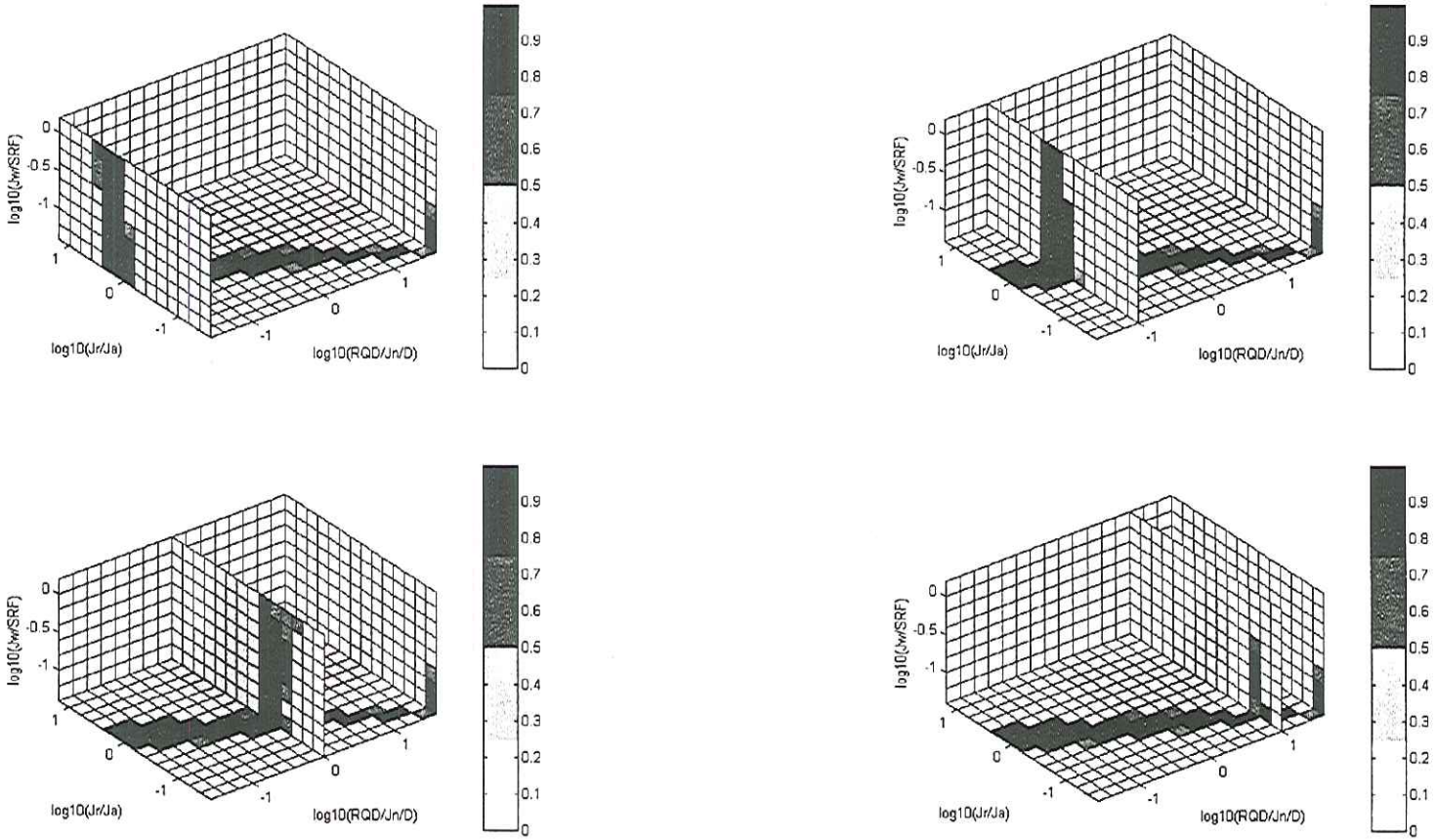


Figura 5.36 – Mapeamento do domínio para saída ancoragem (planos log10(*RQD/Jn/D*) = -1,6; -1; 0; 1).

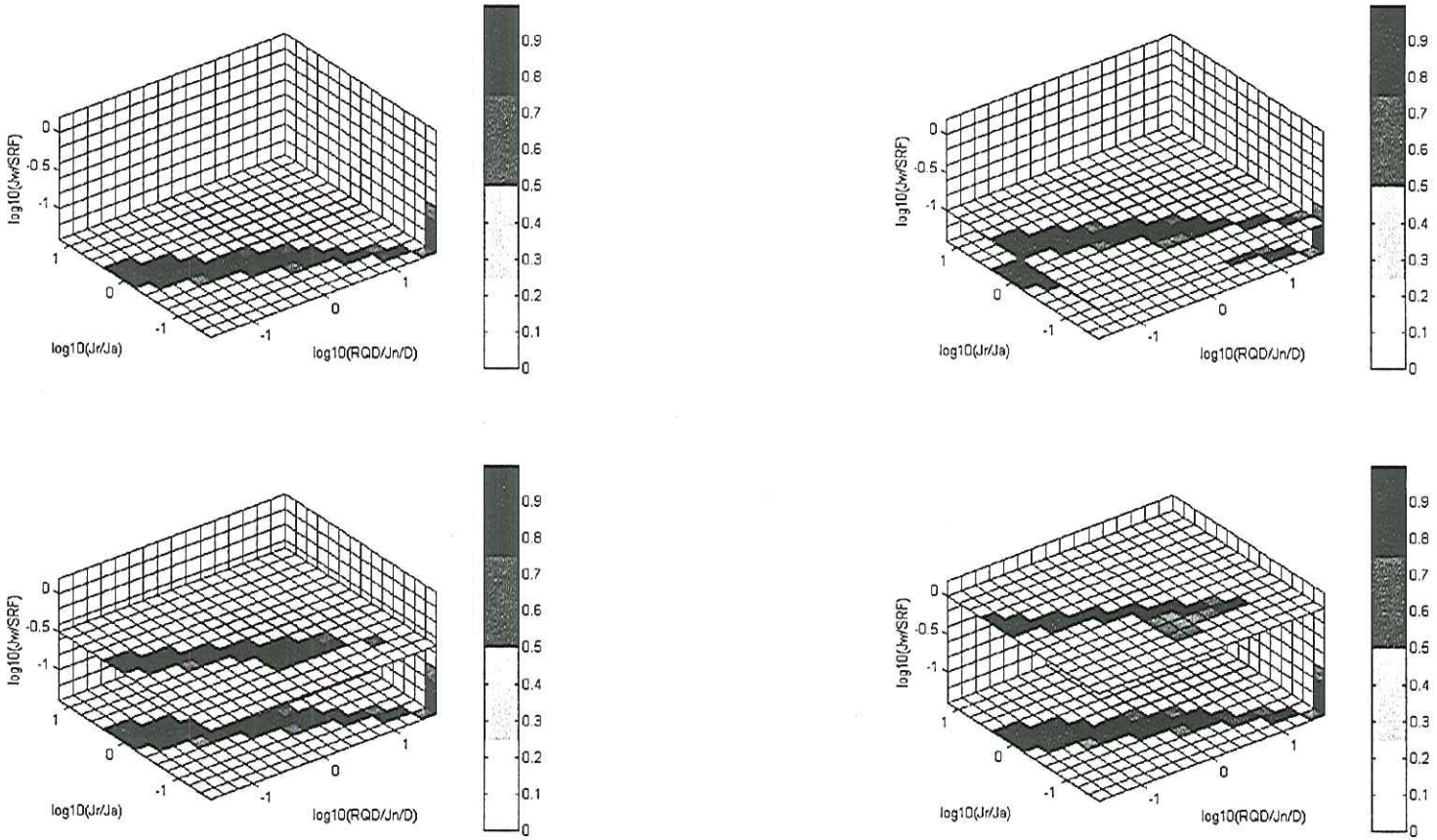


Figura 5.37 – Mapeamento do domínio para saída ancoragem (planos log10(*Jw/SRF*) = -1,4; -1; 0,5; 0).

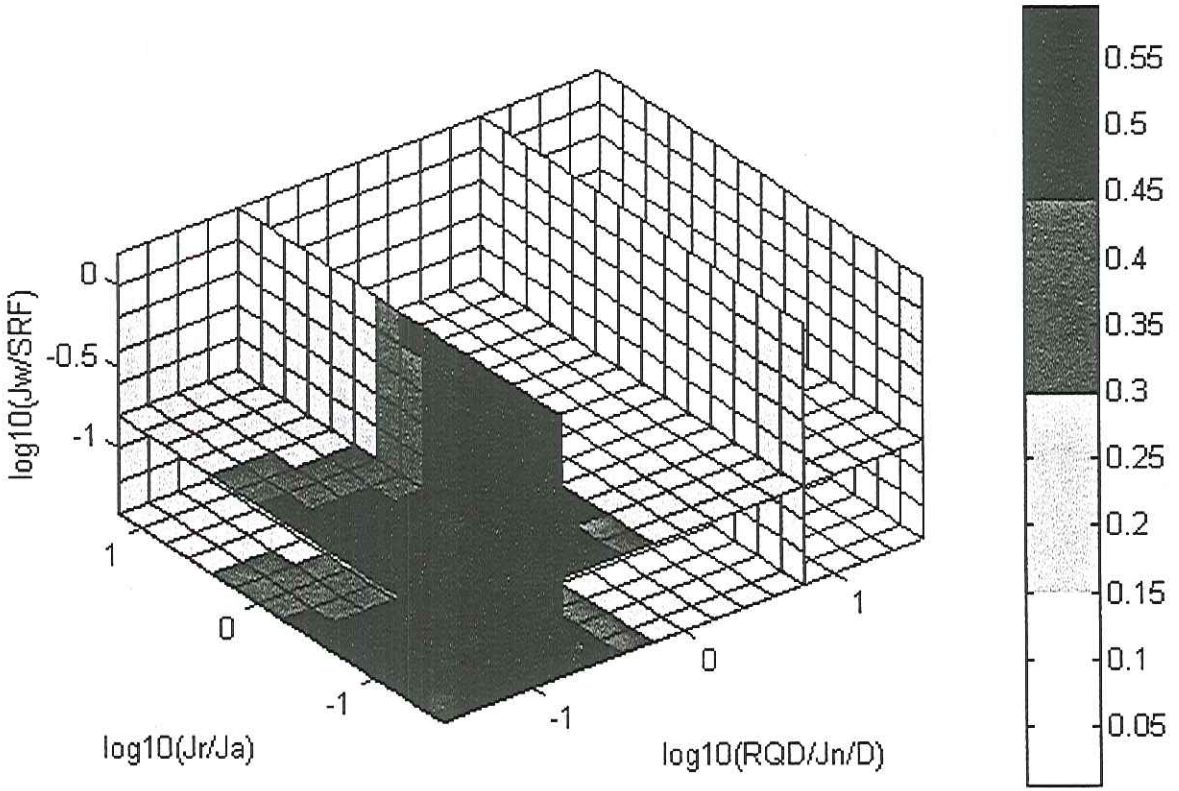


Figura 5.38 – Mapeamento do domínio para saída concreto projetado.

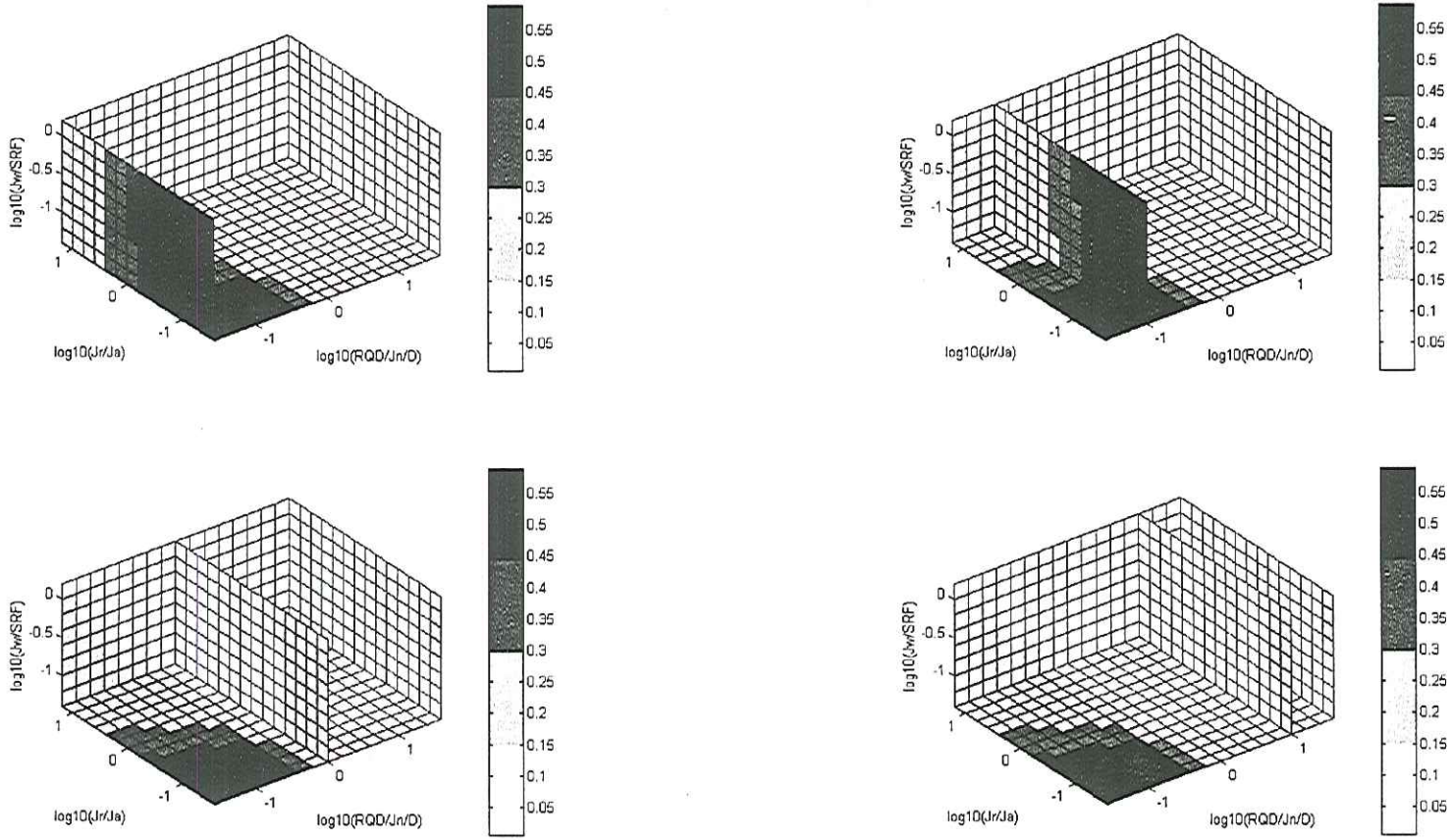


Figura 5.39 – Mapeamento do domínio para saída concreto projetado (planos log10(*RQD/Jn/D*) = -1,6; -1; 0; 1).

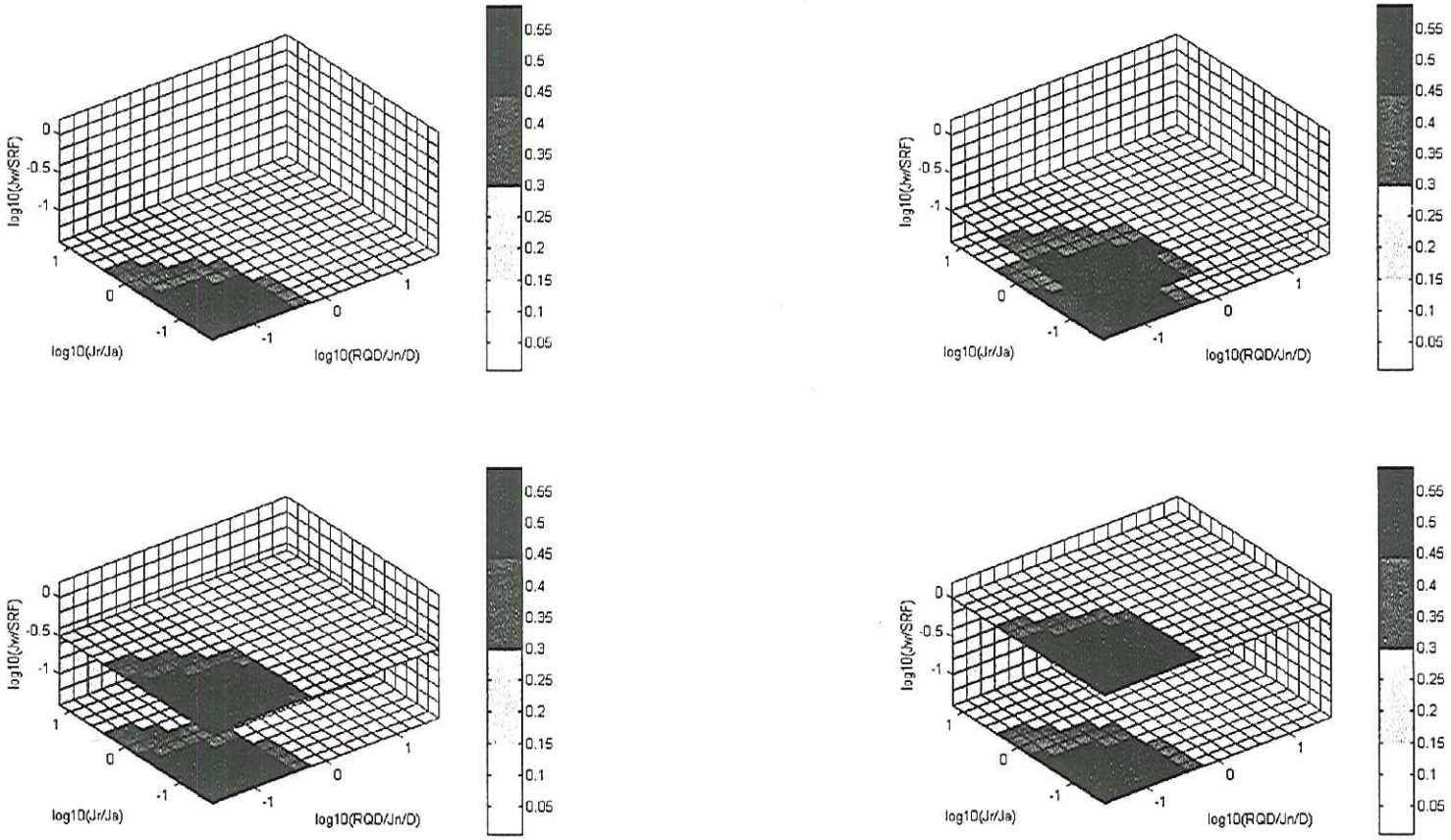


Figura 5.40 – Mapeamento do domínio para saída concreto projetado (planos log10(*Jw/SRF*) = -1,4; -1; 0,5; 0).

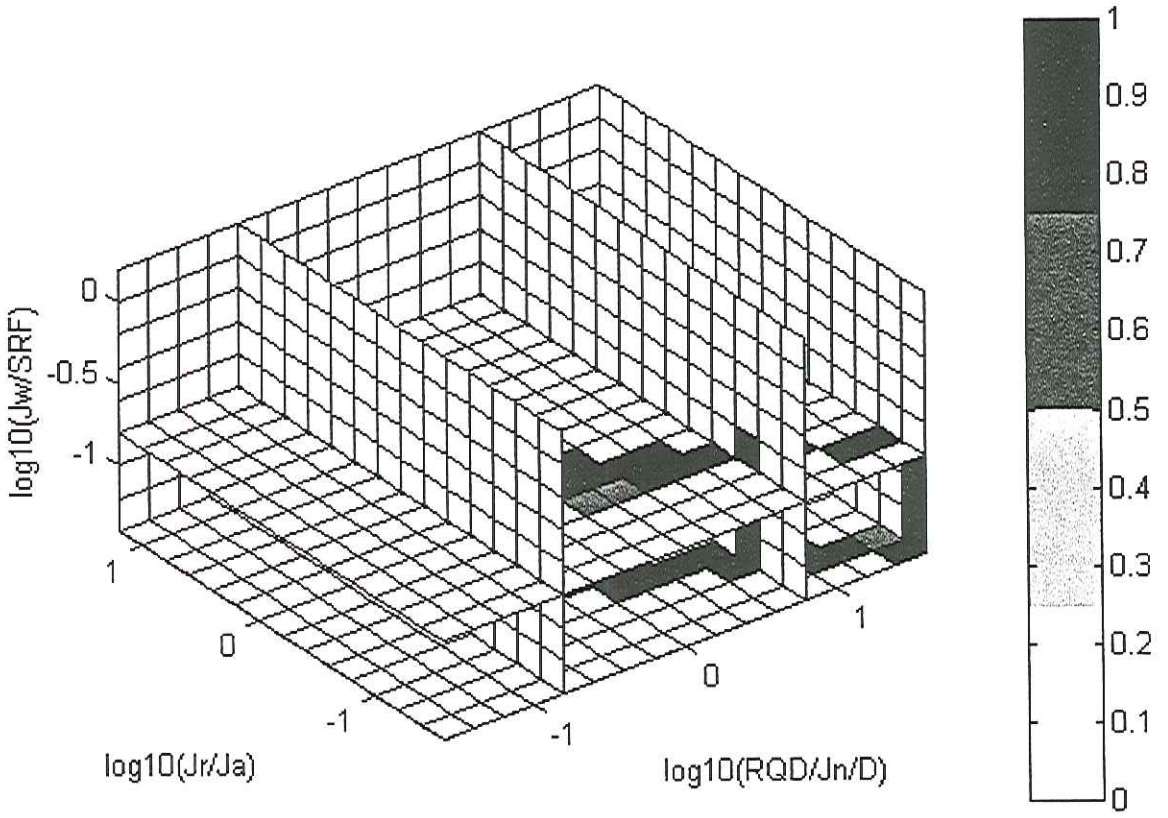


Figura 5.41 – Mapeamento do domínio para saída concreto projetado com tela.

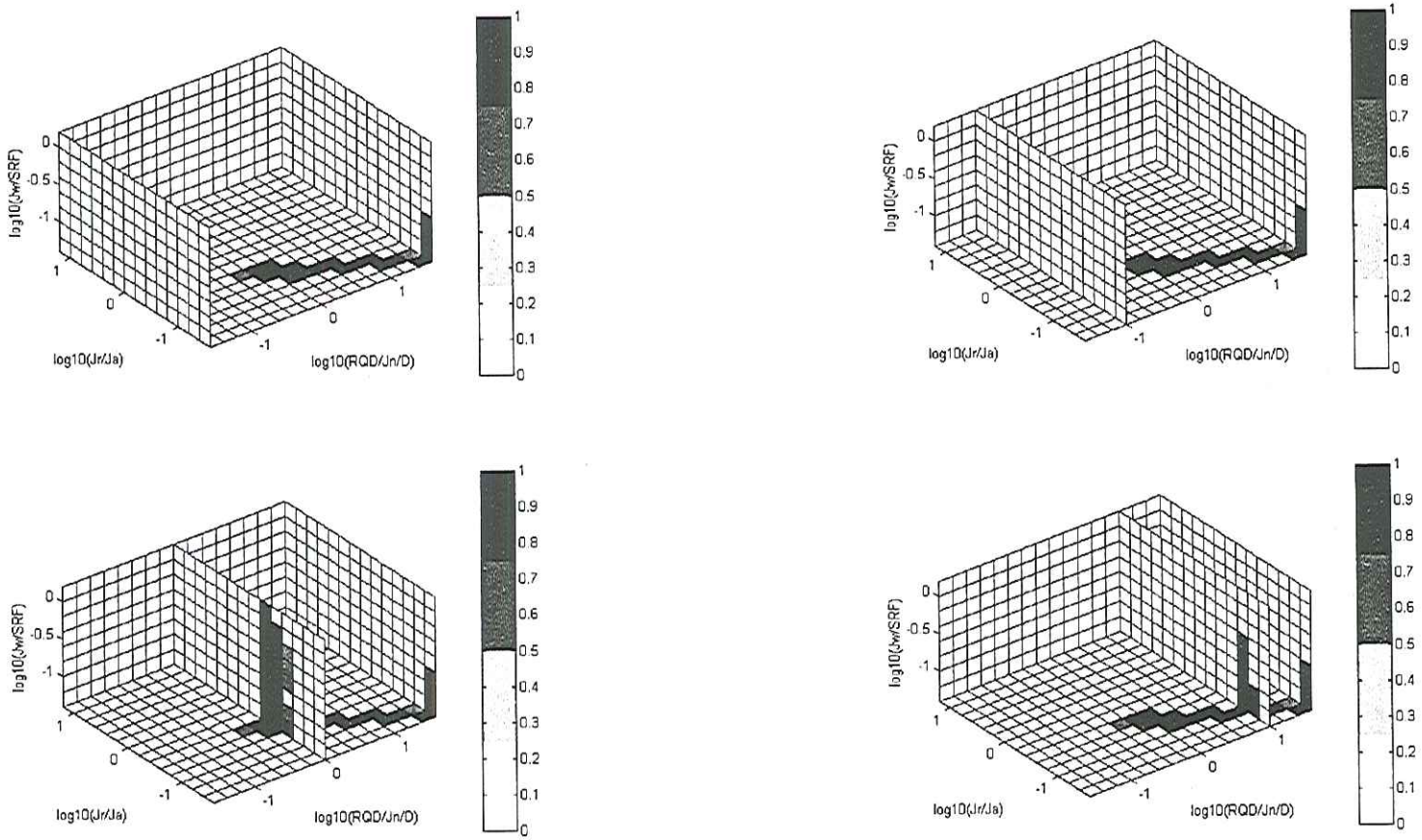


Figura 5.42 – Mapeamento do domínio para saída conc. projetado com tela (planos log10(*RQD/Jn/D*) = -1,6; -1; 0; 1).

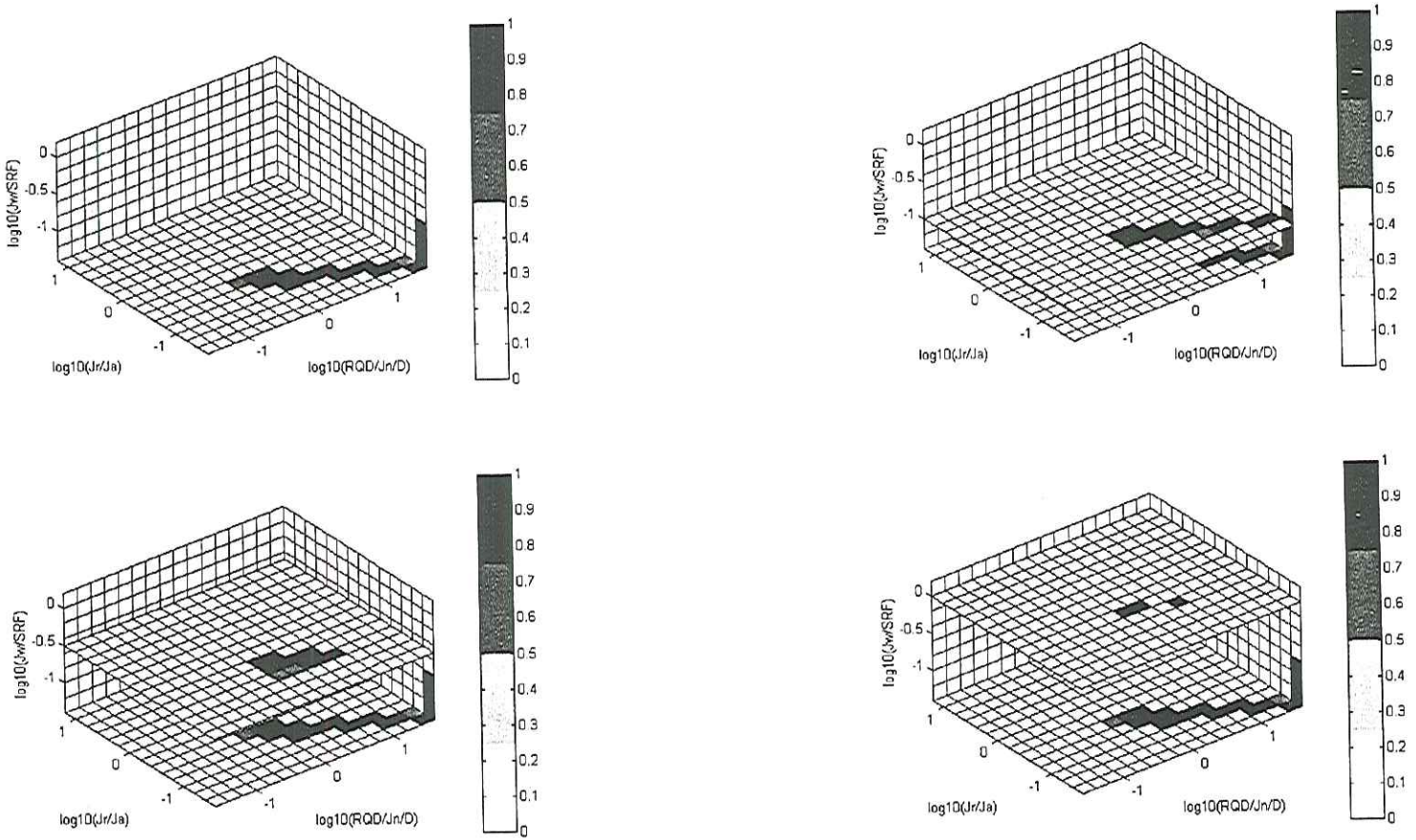


Figura 5.43 – Mapeamento do domínio para saída conc. projetado com tela (planos log10(*Jw/SRF*) = -1,4; -1; 0,5; 0).

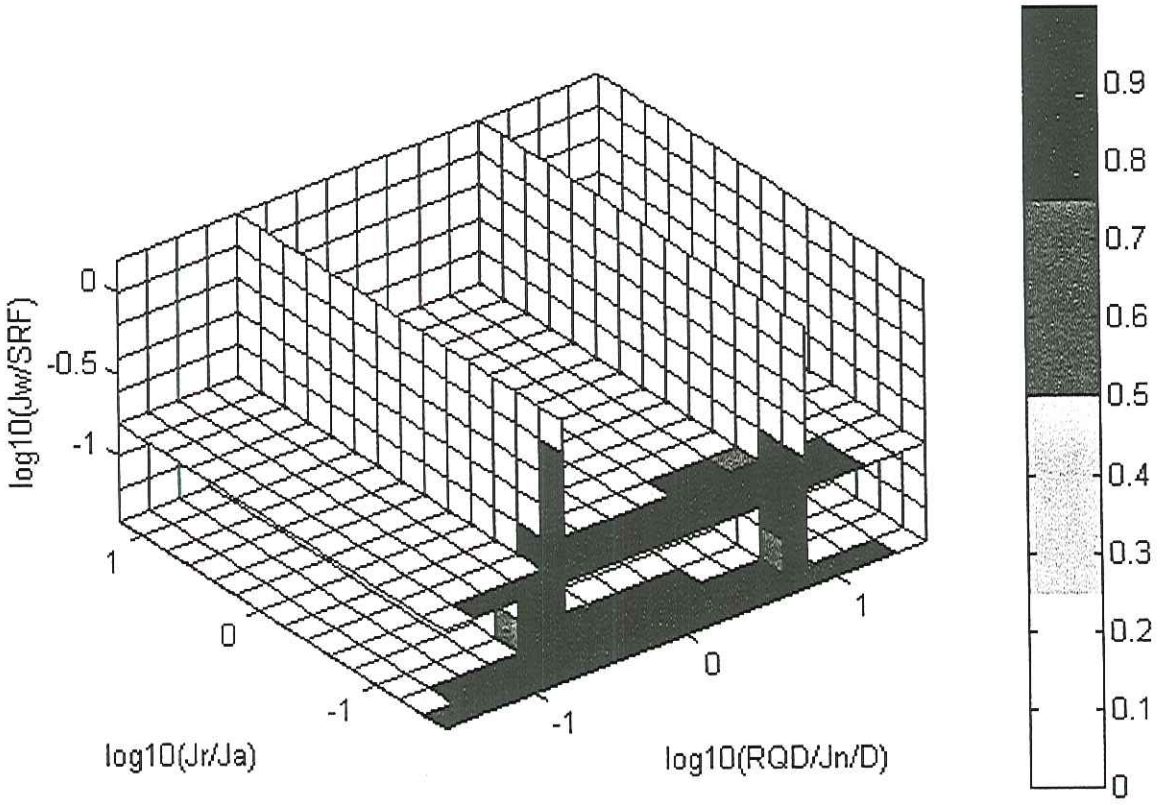


Figura 5.44 – Mapeamento do domínio para saída arco de concreto moldado.

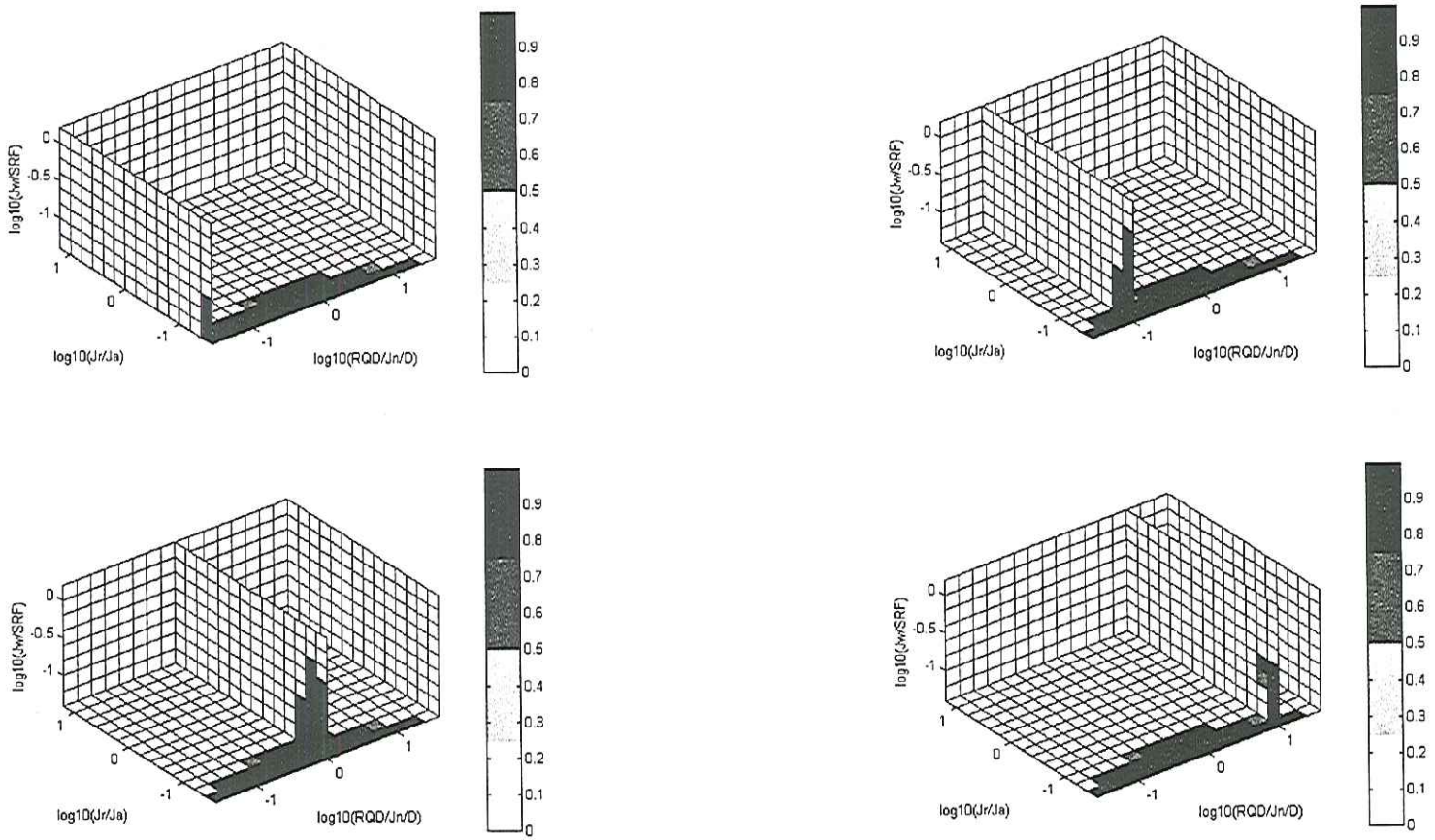


Figura 5.45 – Mapeamento do domínio para saída arco de concreto moldado (planos log10(*RQD/Jn/D*) = -1,6; -1; 0; 1).

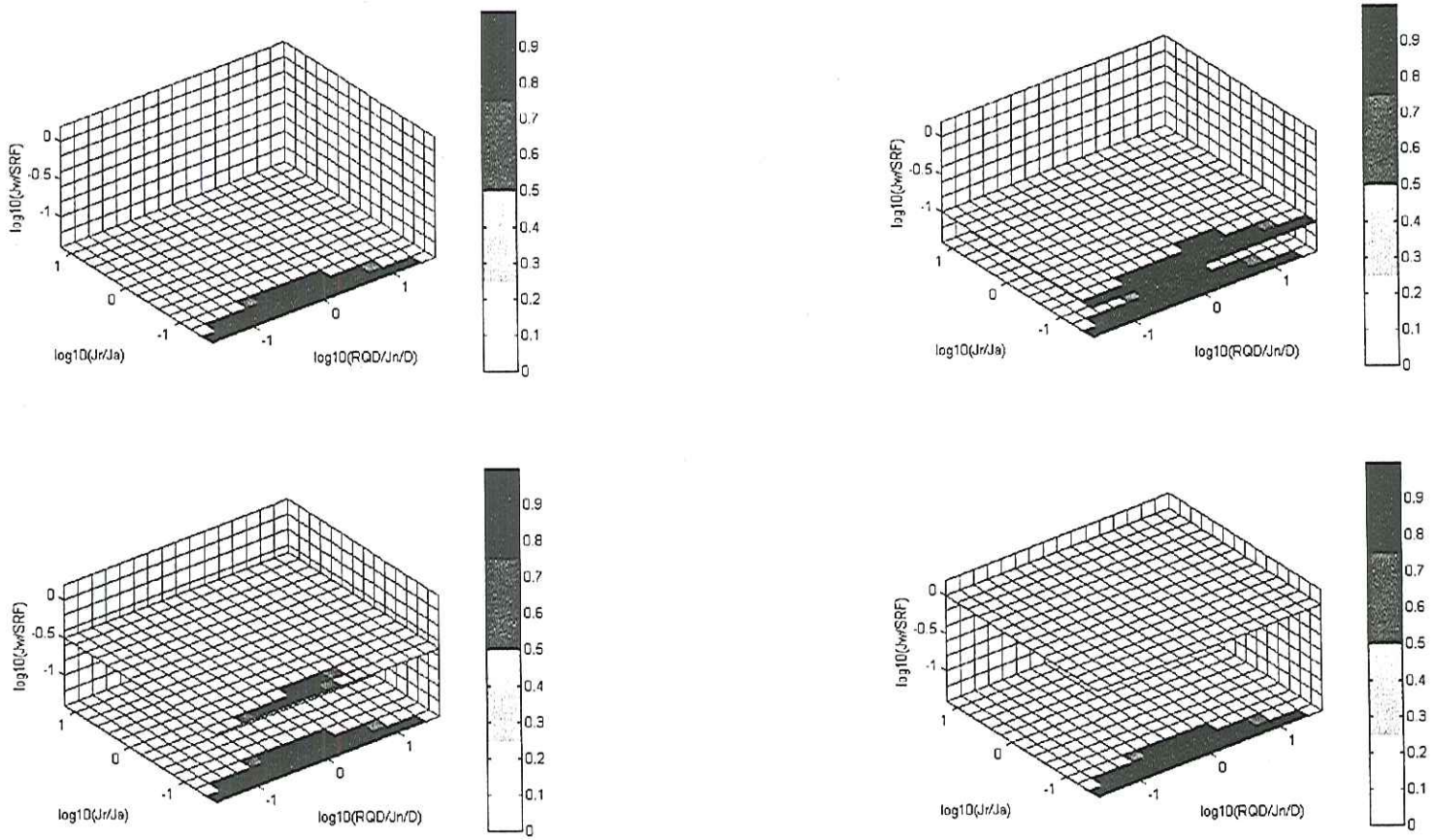


Figura 5.46 – Mapeamento do domínio para saída arco de concreto moldado (planos log10(*Jw/SRF*) = -1,4; -1; 0,5; 0).

Capítulo 6

CONSIDERAÇÕES FINAIS

As redes neurais aparecem como uma nova ferramenta para solução de problemas geotécnicos. Aplicações com sucesso foram desenvolvidos nas mais diversas áreas da Engenharia Geotécnica. Velhos problemas têm sido resolvidos, com o auxílio das redes, melhorando soluções clássicas e criando uma capacidade de gerar mais informações que permitam ampliar a compreensão de pontos obscuros.

A maioria dos trabalhos publicados, envolvendo a aplicação de redes neurais em geotecnia, é recente. Os primeiros datam do início da década de 1990 e a quantidade de publicações cresceu de forma surpreendente até o presente ano. Nota-se por parte dos autores um grande entusiasmo. Na maioria dos trabalhos é destacado tratar-se de uma aplicação inicial, e que desenvolvimentos com maior refinamento serão realizados.

Um ponto que causa estranheza é o fato de as redes neurais serem modelos que não possuem parâmetros, num sentido geotécnico clássico. A sensibilidade em relação ao problema é classicamente dada pelos valores dos parâmetros. Faz-se necessário um melhor desenvolvimento e esclarecimento de técnicas que permitam ao usuário um controle do modelo. Uma rede neural não deve ser vista como uma caixa preta, mas sim como um modelo livre de forma.

As redes neurais artificiais e as classificações geomecânicas possuem diversas similaridades. A teoria das redes neurais e de classificação de padrões pode auxiliar

na formalização do estudo das classificações geomecânicas, bem como no incremento da capacidade das classificações e no desenvolvimento de novas classificações.

Os primeiros sistemas de classificação possuíam como ponto em comum que a determinação da classe a que pertencia o maciço era realizada pela *comparação com um maciço exemplar* (protótipo, arquétipo, representativo). Nas principais classificações contemporâneas a determinação da classe do maciço é realizada com algum *processo de ponderação* de informações sobre as feições do maciço. Assim a separação entre classes se dá no espaço de feições escolhido pelos sistemas de classificação. Um ponto que pode ser crítico é o da escolha das feições utilizadas como descrição dos maciços.

Os principais sistemas de classificações geomecânicas podem ser representados como redes neurais de representação local. O sistema *RMR* pode ser representado como uma rede muito similar a um *perceptron* simples, com peculiaridades no que se refere à função de saída. O sistema *Q* pode ser representado com um tipo de rede de *link* funcional, que teve o algoritmo *backpropagation* adaptado para seu treinamento.

Classificações similares às convencionais podem ser facilmente elaboradas com pequenas modificações nos algoritmos de treinamento das redes neurais. É possível ainda adaptar as classificações convencionais para observar peculiaridades na geologia e nas práticas construtivas regionais. Assim, no caso de uma escavação em uma geologia particular onde as classificações convencionais indicam classes que não correspondem à realidade de campo (a classificação convencional recomendaria suporte para um maciço auto-portante), uma rede, tipo a proposta para o *RMR* ou para o Sistema *Q*, poderia ser treinada com as informações das feições levantadas em campo e com a identificação de uma classe na saída que estivesse relacionada com as condições de campo reais (a classe indicando a real necessidade de suporte). A rede teria como pesos iniciais os próprios pesos da classificação convencional, e após o

treinamento os novos pesos fariam com que a classificação estivesse adaptada ou calibrada para aquela geologia e práticas construtivas particulares.

No presente trabalho foram realizados experimentos computacionais com treinamento não-supervisionado e supervisionado. O resultado do treinamento não-supervisionado não permitiu um agrupamento em classes de suporte similares. Entretanto, uma melhor compreensão da distribuição dos dados no espaço de feições foi obtida, assim como aceitou-se mais facilmente a adoção de um espaço de feições de três dimensões, sendo que a dimensão da escavação foi introduzida em uma relação com o tamanho do bloco.

A classificação supervisionada permitiu um mapeamento contínuo de todo o domínio do espaço de feições. Assim, foi possível identificar regiões do domínio cujas características estão relacionadas com a utilização de um determinado tipo de suporte. Estes resultados têm significado em termos médios, e mostraram-se bastante coerentes com a interpretação qualitativa de cada região do domínio.

O acesso à base de dados é um ponto central para a modelagem por redes neurais. Na literatura técnica usualmente são publicados junto com a descrição do maciço apenas os valores do índice Q. A publicação dos valores dos parâmetros do sistema, e se possível das categorias de cada parâmetro facilitaria em muito o aprimoramento das classificações.

Como sugestões para *futuros estudos* alguns pontos podem ser considerados. Para as análises realizadas neste trabalho foram utilizados dados de projetos construídos na Escandinávia, assim as práticas e peculiaridades geológicas daquele local. A utilização dos mesmos tipos de análise em dados de projetos construídos em geologias do Brasil permitirá uma valiosa reflexão sobre a limitação da extrapolação do uso de uma classificação para uma geologia diferente da utilizada na sua elaboração.

Uma comparação do mesmo tipo pode ser realizada se tomada uma base de dados de uma mineração, visto que os dados analisados no trabalho referiram-se a escavações para projetos hidroelétricos, e as considerações de segurança possuem distinções.

Os sistemas de classificação geomecânicas convencionais foram desenvolvidos com base em poucas centenas de casos. A definição da influência do número de casos necessários para que uma rede ganhe capacidade de generalização suficiente para ser aplicada em um novo projeto pode ser realizada com base em estudos de variação do tamanho do conjunto de treinamento.

A exploração de outras arquiteturas de rede para analisar a mesma base de dados é um outro ponto para pesquisas futuras. Particularmente, na utilização de classificações não-supervisionadas a comparação entre os resultados obtidos com diferentes métricas e diferentes espaços de feições pode apresentar caminhos importantes para um melhor entendimento das regularidades nos dados dos maciços rochosos.

Modelos estatísticos elaborados para o mesmo espaço de feições podem ser contrastados com os resultados obtidos com as redes neurais. A análise da dispersão dos resultados pode incrementar a confiabilidade nos resultados do modelo de rede neural.

O processo de extração de feições pode ser melhorado se as convenções utilizadas no Sistema Q forem aprimoradas. Particularmente no que se refere ao *SRF*. Uma tabela de *SRF* que permitisse uma melhor visualização dos mecanismos, assim como a associação direta com parâmetros do maciço (como a resistência a compressão simples) diminuiriam a subjetividade do processo de identificação das categorias.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGRAWAL, G.; FROST, J.D. & CHAMEAU, J.-L.A. (1994) Data analysis and modeling using an artificial neural network. In: ICSMFE, 13, New Delhi. v.4, p.1441-1444.

AHN, C.-H.; LEE, S.-S.; LEE, H.-J. & LEE, S.-Y. (1991) A self-organizing neural network approach for automatic mesh generation. *IEEE Transactions on Magnetics*, v.27, n.5, p.4201-4204.

ANDERSON, J.A. (1995) *An introduction to neural networks*. MIT Press, Cambidge. 650p.

ARAÚJO, A.F.R (1986) *Redes Neurais Artificiais (notas de aula)*. Departamento de Engenharia Elétrica, EESC/USP, São Carlos.

BANAN, M.R. & HJELMSTAD (1996) Neural networks and AASHO road test. *Journal of Transportation Engineering*, ASCE, v.122, n.5, p.358-366.

BARTON, N. (1999) *Engineering in jointed rock masses with emphasis on tunneling*. Curso ministrado na EESC/USP, São Carlos.

BARTON, N. (1976) Recent experiences with the Q-system of tunnel support design. In: SYMPOSIUM ON EXPLORATION FOR ROCK ENGINEERING, Johannesburg. p.107-117.

BARTON, N., LIEN, R. & LUNDE, J. (1974) Engineering classification of rock masses for the design of tunnel support. *Rock Mechanics*, v.6, (4), 189-239.

BAZARGAN-SABET, B. (1989) SELTICA: A remote control system for in situ tests. In: U.S. SYMPOSIUM ON ROCK MECHANICS, *Proceedings*. p.595-602.

BEALE, R. & JACKSON, T. (1990) *Neural computing: an introduction*. Bristol, Adam Hilger. 240p.

BENSON, C.H.; ZHAI, H. & WANG, X. (1994) Estimating hydraulic conductivity if compacted clay liners. *Journal of Geotechnical Engineering*, ASCE, v.120, n.2, p.366-387.

BERNARDI, E. & SARDINHA, R.C. (1994) Sistemas baseados em conhecimento na engenharia geotécnica. In: INFOGEO'94, São Paulo. ABMS/NRSP. p.95-101.

BIENIAWSKI, Z.T. (1973) Engineering classifications of jointed rock masses. *Trans. S. Africa Instn. Civ. Engrs.*, v.15, n.12, p.335-344.

BIENIAWSKI, Z.T. (1989) *Engineering rock mass classifications*. Wiley, New York. 251p.

BRAGA, A.P.; CARVALHO, A.C.P.L.F. & LUDERMIR, T.B. (2000) *Redes neurais artificiais: Teoria e aplicações*. LTC Editora, Rio de Janeiro. 262p.

CAI, J.G.; ZHAO, J. & HUDSON, J.A. (1998) Computerization of rock engineering systems using neural networks with an expert system. Rock Mechanics and Rock Engineering, v.31, n.3, p.135-152.

COUTINHO NETO, B. (2000) *Redes neurais artificiais como procedimento para retroanálise de pavimentos flexíveis*. Dissertação (Mestrado), São Carlos, EESC/USP. 119p.

CAL, Y. (1995) Soil classification by neural network. *Advances in Engineering Software*, v.22, p.95-97

CASSA, J.C.S. & CUNHA NETO, E.D. (1996) Previsão de comportamento de materiais de pavimentação através de redes neurais artificiais. In: REUNIÃO ANUAL DE PAVIMENTAÇÃO, 30, Salvador. p.2040-2064.

CAUDILL, M. & BUTLER, C. (1990) *Naturally intelligent systems*. MIT Press, Cambridge. 304p.

CAUDILL, M. & BUTLER, C. (1994) *Understanding Neural Networks. Volume 1: Basic Networks*. MIT Press, Cambridge. 309p.

CECIL III, O.S. (1970) Correlation of rock bolt-shotcrete support and rock quality parameters in Scandinavian tunnels. Ph.D. Thesis, University of Illinois, Urbana. (Republicado como Swedish Geotechnical Institute, Proceedings No. 27, 275p.).

CELESTINO, T.B.; TANIGUCHI, L.; BRANCO, J.E.S.C. & MITSUSE, C.T. (1985) Prática de projeto de suporte e dados de diversas obras subterrâneas. In: SIMPÓSIO SOBRE ESCAVAÇÕES SUBTERRÂNEAS, ABGE, Rio de Janeiro. p.11-23

CHAN, W.T.; CHOW, Y.K. & LIU, L.F. (1995) Neural network: An alternative to pile driving formulas. *Computers and Geotechnichs*, v.17, n.2, p.135-156.

CHOW, Y.K.; CHAN, W.T.; LIU, L.F. & LEE, S.L. (1995) Prediction of pile capacity from stress-wave measurements: A neural network approach. *Int. Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, v.19, n.2, p.107-126.

CROOKS, T. (1992) Care and feeding of neural networks. *AI Expert*, v.7, n.7, p.36-41.

DEERE, D.U. & DEERE, D.W. (1988) The Rock Quality Designations (*RQD*) index in practice. In: Kirkaldie, L. (ed.). *Rock classification systems for engineering purposes*. ASTM SPT 984. ASTM, Filadelphia. p.91-101.

DOWLA, F.U. & ROGERS, L.L. (1995) *Solving problems in environmental engineering and geosciences with artificial neural networks*. Cambridge, MIT Press. 240p.

DUDT, J.P. (1993) Géotechnique et intelligence artificialle. *Communication des Laboratoires de Mécanique des Sols et Roches*, N. 159. Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne.

DYCK, D.N.; LOWTHER, D.A. & McFEE, S. (1992) Determining na approximate finite element mesh density using neural network techniques. *IEEE Transactions on Magnetics*, v.28, n.2, p.1767-1770.

DYMINSKI, A.S. (2000) *Análise de problemas geotécnicos através de redes neurais artificiais*. Tese (Doutorado) PUC-Rio. 196p.

DYMINSKI, A.S. & RIBEIRO, E.P. (1995) Rede neural: uma nova técnica na modelagem de solos residuais. In: GEOJOVEM, 2. PUC-Rio. p.467-475.

DYMINSKI, A.S.; RIBEIRO, E.P.; ROMANEL, C. & PEDREIRA, C.E. (1996) Modelagem de ensaios de cisalhamento direto em solo residual utilizando redes neurais. In: CILAMCE, 16, *Anais*, Curitiba. p.684-692.

DYMINSKI, A.S.; ROMANEL, C.; RIBEIRO, E.P. & PEDREIRA, C.E. (1996) Rede neural: uma nova alternativa na modelagem de solos tropicais. In: INFOGEO'96, São Paulo. ABMS. p.81-88.

EINSTEIN, H.H. & BAECHER, G.B. (1982) Probabilistic and statistical methods in engineering geology I. Problem statement and introduction to solution. *Rock Mechanics*, Suppl. 12, p.47-61.

ELLIS, G. W.; YAO, C., ZHAO, R. & PENUMADU, D. (1995) Stress-strain modeling of sands using artificial neural networks. *Journal of Geotechnical Engineering*, ASCE, v.121, n.5, p.429-435.

FENG, X. (1995) A neural network approach to comprehensive classification of rock stability, blastibility and drillability. *International Journal of Surface Mining, Reclamation and Environment*, v.9, p.57-62.

FENG, X.-T.; KATSUYAMA, K.; WANG, Y.-J. & LIN, Y.M. (1997) A new direction - Intelligent rock mechanics and rock engineering. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, v.34, n.1, p.135-141.

FLOOD, I. & KARTAN, N. (1994a) Neural networks in Civil Engineering. I: Principles and understanding. *Journal of Computing in Civil Engineering*, v.8, n.2, p.131-148.

FLOOD, I. & KARTAN, N. (1994b) Neural networks in Civil Engineering. II: Systems and application. *Journal of Computing in Civil Engineering*, v.8, n.2, p.149-162.

FRANCIS, T.E. (1991) Determination of the influence of joint orientation on rock mass classification for tunnelling using a stereographic overlay. *Quarterly Journal of Engineering Geology*, n.24, p.267-273.

FREEMAN, J.A. & SKAPURA, D.M. (1993) *Redes neuronales. Algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación*. Delaware, Addison-Wesley Iberoamerican. 431p.

GARRETT Jr., J.H. (1994) Where and why artificial neural networks are applicable in Civil Engineering. *Journal of Computing in Civil Engineering*, v.8, n.2, p.129-130.

GHABOUSSI, J. (1992) Potencial applications of neuro-biological computational models in geotechnical engineering. In: NUMERICAL MODELS IN GEOMECHANICS. Rotterdam, Balkema. p.543-555.

GHABOUSSI, J.; GARRETT, J.K.Jr. & WU, X. (1991) Knowledge-based modeling of material behaviour with neural networks. *Journal of Engineering Mechanics*, ASCE, v.117, n.1, p.132-153.

GOH, A.T.C. (1994a) Seismic liquefaction potential assessed by neural networks. *Journal of Geotechnical Engineering*, ASCE, v.120, n.9, p.1467-1480.

GOH, A.T.C. (1994b) Some civil engineering applications of neural networks. *Proc. Inst. Civ. Eng. Struct & Buildgs.*, v.104, p.463-469.

GOH, A.T.C. (1995a) Empirical design in geotechnics using neural networks. *Geotechnique*, v.45, n.4, p.709-714.

GOH, A.T.C. (1995b) Modeling soil correlations using neural networks. *Journal of Computing in Civil Engineering*, ASCE, v.9, n.4, p.275-278.

GOH, A.T.C. (1996a) Neural-network modeling of CPT seismic liquefaction data. *Journal of Geotechnical Engineering*, ASCE , v.122, n.1, p.70-73.

GOH, A.T.C. (1996b) Pile driving records reanalyzed using neural networks. *Journal of Geotechnical Engineering*, ASCE, v.122, n.6, p.492-495.

GOH, A.T.C. (1997) Discussion: Modeling soil correlations using neural networks. *Journal of Computing in Civil Engineering*, ASCE, v.11, n.1, p.79.

GOH, A.T.C.; WONG, K.S. & BROMS, B.B. (1995) Estimation of lateral wall movements in braced excavations using neural networks. *Canadian Geotechnical Journal*, v.32, n.6, p.1059-1064.

GOMES, R.C. (1991) *Classificações geomecânicas de maciços rochosos*. EESC/USP Publicação 069/91. São Carlos. 37p.

GRIMSTAD, E. & BARTON, N. (1993) Updating the Q-System for NMT. Proc. int. symp. on sprayed concrete - modern use of wet mix sprayed concrete for underground support, Fagernes, (eds Kompen, Opsahl and Berg). Oslo: Norwegian Concrete Assn.

HACHICH, W. & NADER, J.J. (1992) Correlações entre parâmetros: análise crítica. In: SOLOS DA CIDADE DE SÃO PAULO, ABMS/NRSP. p.181-192.

HAJELA, P. & BERKE, L. (1991) Neurobiological computational models in structural analysis and design. *Computer & Structures*, v.41, n.4, p.657-667.

HOEK, E. & BROWN, E.T. (1980) *Underground excavations in rock.* Institution of Mining and Metallurgy, Londres. 527p.

HOEK, E.; KAISER, P.K.; BAWDEN, W.F. (1995) *Suport of underground excavation in hard rock.* Balkema, Rotterdam. 215p.

HORNIK, K.; STINCHCOMBE, M. & WHITE, H. (1989) Multilayer feedforward networks are universal approximators. Neural Networks, v.2, n.5, p.359-366.

HRYCEJ, T. (1992) *Modular learning in neural networks: A modularized approach to neural network classification.* New York, John Wiley & Sons. 235p.

HUDSON, J.A. & HARRISON, J.P. (1992) A new approach to studying complete rock engineering problems. *Quarterly Journal of Engineering Geology*, v.25, p.93-105.

HUDSON, J.A. & HUDSON, J.L. (1993) Establishing potential behavioural modes of rock engineering systems by computer simulation of interaction matrix energy flux. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, v.30, n.4, p.457-468.

JAIN, A.K.; MAO, J. & MOHIUDDIN, K.M. (1996) Artificial neural networks: A tutorial. *Computer*, v29, n3, p.31-44.

KRUMBEIN, W.C. & GRAYBILL, F.A. (1965) *An introduction to statistical models in geology.* McGraw-Hill, New York. 475p.

KEMPKA, A.A. (1994a) Activating neural networks: Part I. *AI Expert*, v.9, n.6, p.33-37.

KEMPKA, A.A. (1994b) Activating neural networks: Part II. *AI Expert*, v.9, n.8, p.42-49.

KOVÁCS, Z.L. (1996) *Redes neurais artificiais: Fundamentos e aplicações*. São Paulo, Edição Acadêmica. 163p.

LEE, C. & STERLING, R. (1992) Identifying probable failure modes for underground openings using a neural network. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, v.29, n.1, p 49-67.

LEE, I.-M. & LEE, J.H. (1996) Prediction of pile bearing capacity using artificial neural networks. *Computers and Geotechnics*, v.18, n.3, p.189-200.

LIPPMANN, R.P. (1987) An introduction to computing with neural nets. *IEEE ASSP Magazine*, v.4, n.2, p.4-22.

LOLO, J.A. (2000) *O uso de redes neurais artificiais como mecanismo de identificação de landforms: princípios, metodologia e avaliação da eficácia*. Tese (Livre-Docência), UNESP, Ilha Solteira. 119p.

LOLO, J.A. & ZUQUETTE, L.V. (1996) Perpectiva de utilização de redes neurais artificiais na avaliação do terreno com finalidades geotécnicas. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE GEOLOGIA DE ENGENHARIA, 8, *Anais*. Rio de Janeiro. p.789-795.

LOONEY, C.G. (1997) *Pattern recognition using neural networks: theory and algorithms for engineers and scientists*. Oxford University Press, New York. 458p.

MASTERS, T. (1993) *Practical neural network recipes in C++*. Academic Press, San Diego. 493p.

MAYORAZ, F.; CORNU, T. & VULLIET, L. (1996) Using neural networks to predict slope movements. In: LANDSLIDES. Rotterdan, Balkema. p.295-300.

MERRITT, A.H. (1972) Geologic predictions for underground excavations. In: NORTH AMERICAN RAPID EXCAVATION AND TUNNELING CONFERENCE, Chicago. v.1, p.115-132.

NAJJAR, Y.M. & BASHEER, I.A. (1996a) A neural network approach for site characterization and uncertainty prediction. In: CONFERENCE ON UNCERTAINTY IN THE GEOLOGIC ENVIRONMENT, *Proceedings*, Madison. ASCE. p.134-148.

NAJJAR, Y.M. & BASHEER, I.A. (1996b) Utilizing computational neural networks for evaluating the permeability of compacted clay liners. *Geotechnical and Geological Engineering*, v.14, n.3, p 193-212.

NAJJAR, Y.M.; BASHEER, I.A. & NAOUSS, W.A. (1996) On the identification of compaction characteristics by neuronets. *Computers and Geotechnics*, v18 n3, p.167-187.

ORTIGÃO, J.A.R. & SHI, J. (1997) Sensitivity analysis of tunnel settlements through neural networks. Submetido a publicação na *Géotechnique*.

PAO, Y.-H. (1989) *Adaptive pattern recognition and neural networks*. Addison-Wesley, Reading, MA. 309p.

PECK, R.B. (1969) Advantages and limitations of the observational method in applied soil mechanics. *Géotechnique*, v.19, n.2, p.171-187.

PENUMADU, D. (1996) Discussion: Stress-strain modeling of sands using artificial neural networks. *Journal of Geotechnical Engineering*, ASCE, v.122, p.950-951.

PENUMADU, D.; AGRAWAL, G. & CHAMEAU, J.-L. (1992) Discussion: Knowledge-based modeling of material behaviour with neural networks. *Journal of Engineering Mechanics*, ASCE, v.118, n.5, p.1057-1059.

PENUMADU, D.; JIN-NAN, L.; CHAMEAU, J.-L. & ARUMUGAM, S. (1994) Rate dependent behavior of clays using neural networks. In: ICSMFE, 13, New Delhi. v.4, p.1445-1448.

PEREIRA, J.C.R. (1999) *Análise de dados qualitativos*. EDUSP, São Paulo. 156p.

PEZESHK, S.; CAMP, C.V. & KARPRAPU, S. (1996) Geophysical log interpretation using neural network. *Journal of Computing in Civil Engineering, ASCE*. v.10, n.2, p.136-142.

RAMASAMY,J.V. & RAJASEKARAM, S. (1996) Artificial neural network and genetic algorithm for the design optimization of industrial roofs - a comparison. *Computer & Structures*, v.58, n.4, p.747-775.

RIZZO, D.M. & DOUGHERTY, D.E. (1994) Characterization of aquifer properties using artificial neural networks: Neural kriging. *Water Resourses Research*, v.30, n.2, p.483-497.

RIZZO, D.M. LILLYS, T.P. & DOUGHERTY, D.E. (1996) Comparisons of site characterization methods using mixed data. In: CONFERENCE ON UNCERTAINTY IN THE GEOLOGIC ENVIRONMENT, *Proceedings*, Madison. ASCE. p.167-179.

ROBERT, Y. (1994) A new approach to the analysis of high-strain dynamics pile test data. *Canadian Geotechnical Journal*, v.31, n.2, p.246-253.

ROGERS, L.L. & DOWLA, F.U. (1994) Optimization of groundwater remediation using artificial neural networks with parallel solute transport modeling. *Water Resources Research*, v.30, n.2, p.457-481.

RUMELHART, D.E.; DURBIN, R.; GOLDEN, R. & CHAUVIN, Y. (1995) Backpropagation: The basic theory. In: CHAUVIN, Y. & RUMELHART, D.E. (eds.) *Backpropagation: theory, architectures, and applications*. Lawrwence Erlbaum Associates, Hilldale. p.1-43.

RUMELHART, D.E. *et al.* (eds.) (1986) *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition*. MIT Press, Massachusetts. 2v.

SELLNER, P.J. (2000) *Prediction of displacements in tunnelling*. Doctoral Thesis, Graz University of Technology, Graz.129p.

SINGH, B. & GOEL, R.K. (1999) *Rock mass classification: A practical approach in civil engineering*. Elsevier, Amsterdam. 267p.

SHI, J.; ORTIGÃO, J.A.R. & BAI, J. (1997) Modular neural networks for predicting settlements during tunneling. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, ASCE, May, p.389-395.

STARFIELD, A.M. & BLELOCH, A.L. (1986) *Building models for conservation and wildlife management*. Macmillan Publishing Company, New York.

STARFIELD, A.M. & CUNDALL, P.A. (1988) Towards a metodology for rock mechanics modelling. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, v.25, n.3, p.99-106.

STEIN, R. (1993a) Selecting data for neural networks. *AI Expert*, v.8, n.2, p.42-47.

STEIN, R. (1993b) Preprocessing data for neural networks. *AI Expert*, v.8, n.3, p.32-37.

STERLING, R.L. & LEE, C.A. (1992) Neural network - Expert system hybrid approach for tunnel design. In: U.S. SYMPOSIUM ON ROCK MECHANICS, 33, *Proceedings*, Santa Fe. Balkema, Rotterdam. p 501-510.

TERZAGHI, K. (1946) Rock defects and loads on tunnel supports. In *Rock tunneling with steel supports*, (eds R. V. Proctor and T. L. White) v.1, 17-99. Youngstown, OH: Commercial Shearing and Stamping Company.

THILL, R.E.; TWEETON, D.R.; JESSOP, J.A. & ROESSLER, K.S. (1992) Developments in seismic tomography for minesite investigation. In: U.S. SYMPOSIUM ON ROCK MECHANICS, 33, *Proceedings*, Santa Fe. Balkema, Rotterdam. p.1093-1102.

TOLL, D. (1997) Artificial intelligence applications in geotechnical engineering. *EJGE*, http://geotech.civen.oakstate.edu/ejge/ppr9608/ (30 jan.).

XU, Q. & HUANG, R.Q. (1994) Artificial neural network methods for spatial prediction of slope stability. In: INTERNATIONAL IAEG CONGRESS, 7, *Proceedings*. Rotterdam, Balkema. p.4725-4728.

YAMASHITA, H.; KOWATA, N.; CINGOSKI, V. & KANEDA, K. (1991) Direct solution method for finite element analysis using Hopfield network. *IEEE Transactions on Magnetics*, v.31, n.3, p.1964-1967.

YANG, H.S. & KIM, D.Y. (1996) Determination of rock properties by accelerated neural networks. In: NORTH AMERICAN ROCK MECHANICS SYMPOSIUM, 2, *Proceedings*, Montréal. Balkema, Rotterdam. p.1567-1572.

YANG, Y. & ZHANG, Q. (1997) A hierarchical analysis for rock engineering using artificial neural networks. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, v.30, n.4, p.207-222.

YANG, Y. & ZHANG, Q. (1998) The application of neural networks to rock engineering systems (RES). *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, v.35, n.6, p.727-745.

ZHANG, O.; SONG, J. & NIE, X. (1991) Application of neural network models to rock mechanics and rock engineering. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, v.28, n.6, p.535-540.

ZHOU, Y. & WU, X. (1994) Use of neural networks in the analysis and interpretation of site investigation data. *Computers and Geotechnichs*, v.16, n.2, p.105-122.

Anexos.

Tabela A.1 - Identificação do projeto e descrição.

Caso	Projeto	Descrição
1	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Draft tube
2	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
3	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
4	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
5	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
6	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
7	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
8	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
9	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
10	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
11	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
12	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
13	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
14	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
15	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
16	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
17	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
18	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
19	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
20	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
21	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Machine hall
22	Seitevare Hydroeletric, northern Sweden	Access tunnel, portal area
23	Vietas Hydroeletric, northern Sweden	Heading for headrace tunnel, Suorva line
24	Vietas Hydroeletric, northern Sweden	Heading for headrace tunnel, Suorva line
25	Vietas Hydroeletric, northern Sweden	Heading for headrace tunnel, Suorva line
26	Vietas Hydroeletric, northern Sweden	Heading for headrace tunnel, Suorva line
27	Vietas Hydroeletric, northern Sweden	Heading for headrace tunnel, Suorva line
28	Vietas Hydroeletric, northern Sweden	Heading for headrace tunnel, Suorva line
29	Vietas Hydroeletric, northern Sweden	Heading for headrace tunnel, Suorva line
30	Vietas Hydroeletric, northern Sweden	Access tunnel, near portal
31	Vietas Hydroeletric, northern Sweden	Heading for tailrace tunnel
32	Vietas Hydroeletric, northern Sweden	Headrace tunnel, Satisjaure line
33	Vietas Hydroeletric, northern Sweden	Headrace tunnel, Satisjaure line
34	Vietas Hydroeletric, northern Sweden	Drifts in machine hall area
35	Vietas Hydroeletric, northern Sweden	Drifts in machine hall area
36	Vietas Hydroeletric, northern Sweden	Drifts in machine hall area
37	Vietas Hydroeletric, northern Sweden	Drifts in machine hall area
38	Vietas Hydroeletric, northern Sweden	Access tunnel, near portal
39	Rendal Hydroeletric, central Norway	Headrace tunnel
40	Rendal Hydroeletric, central Norway	Headrace tunnel
41	Rendal Hydroeletric, central Norway	Headrace tunnel
42	Rendal Hydroeletric, central Norway	Headrace tunnel
43	Sallsjo Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
44	Sallsjo Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
45	Sallsjo Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
46	Sallsjo Hydroeletric, northern Sweden	Access tunnel, portal area

47	Bergvattnet Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
48	Bergvattnet Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
49	Bergvattnet Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
50	Bergvattnet Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
51	Bergvattnet Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
52	Bergvattnet Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
53	Bergvattnet Hydroeletric, northern Sweden	Tailrace tunnel
54	Bergvattnet Hydroeletric, northern Sweden	Collector tunnel
55	Bergvattnet Hydroeletric, northern Sweden	Collector tunnel
56	Stensjofallet Hydroeletric, northern Sweden	Headrace tunnel
57	Stensjofallet Hydroeletric, northern Sweden	Headrace tunnel
58	Stensjofallet Hydroeletric, northern Sweden	Headrace tunnel
59	Stensjofallet Hydroeletric, northern Sweden	Headrace tunnel
60	Stensjofallet Hydroeletric, northern Sweden	Headrace tunnel
61	Stensjofallet Hydroeletric, northern Sweden	Headrace tunnel
62	Stensjofallet Hydroeletric, northern Sweden	Headrace tunnel
63	Stensjofallet Hydroeletric, northern Sweden	Headrace tunnel
64	Stensjofallet Hydroeletric, northern Sweden	Access tunnel, Stora Stensjon
65	Stensjofallet Hydroeletric, northern Sweden	Headrace tunnel
66	Stensjofallet Hydroeletric, northern Sweden	Access tunnel, Lilla Stensjon
67	Stensjofallet Hydroeletric, northern Sweden	Trailrace tunnel
68	Stensjofallet Hydroeletric, northern Sweden	Machine hall
69	Mo i Rana, northern Norway	Collector tunnel (Akersvatnet)
70	Mo i Rana, northern Norway	Collector tunnel (Akersvatnet)
71	Lierasen, Norway	Twin track railroad tunnel
72	Lierasen, Norway	Twin track railroad tunnel
73	Lierasen, Norway	Twin track railroad tunnel
74	Kappala Waste Water Treatment Plant	Sedimentation chambers
75	Kappala Waste Water Treatment Plant	Sedimentation chambers (intersections)
76	Stockholm subway	Double track train tunnel
77	Arstadal, Stockholm	Underground wine and liquor storage rooms
78	Ratan Hydroeletric, central Sweden	Access tunnel
79	Ratan Hydroeletric, central Sweden	Tailrace tunnel
80	Ratan Hydroeletric, central Sweden	Tailrace tunnel
81	Ratan Hydroeletric, central Sweden	Tailrace tunnel
82	Ratan Hydroeletric, central Sweden	Tailrace tunnel
83	Ratan Hydroeletric, central Sweden	Tailrace tunnel
84	Ratan Hydroeletric, central Sweden	Tailrace tunnel
85	Ratan Hydroeletric, central Sweden	Tailrace tunnel
86	Ratan Hydroeletric, central Sweden	Tailrace tunnel
87	Ratan Hydroeletric, central Sweden	Tailrace tunnel
88	Ratan Hydroeletric, central Sweden	Heading for tailrace tunnel
89	Ratan Hydroeletric, central Sweden	Heading for tailrace tunnel
90	Ratan Hydroeletric, central Sweden	Heading for tailrace tunnel
91	Ratan Hydroeletric, central Sweden	Surge chamber
92	Letsi Hydroeletric, northern Sweden	Intersection of access tunnels to tailrace tunnel and machine hall

Tabela A.2 - Parâmetros do Sistema Q.

Caso	RQD	Cat. RQD	Jn	Cat. Jn	Jr	Cat. Jr	Ja	Cat. Ja	Jw	Cat. Jw	SRF	Cat.]SRF	Q
1	70	1.C	8	2(2.D)	1	3.H	6	4.K	1	5.A	10	6.A	0.1458
2	90	1.E	4	2.D	1	3.H	6	4.K	1	5.A	2.5	6.C	1.5
3	60	1.C	9	2.F	1	3.F	1	4.B	1	5.A	1	6.J	6.6667
4	50	1.C	2	2.B	1.5	3.D	6	4.G	1	5.A	1	6.J	6.25
5	80	1.D	2	2.B	1	3.F	4	4.F	1	5.A	1	6.J	10
6	60	1.C	2	2.B	2	3.C	1	4.B	1	5.A	1	6.J	60
7	70	1.C	3	2.C	0.5	3.G	4	4.E	1	5.A	1	6.J	2.9167
8	70	1.C	2	2.B	1	3.F	1	4.B	1	5.A	1	6.J	35
9	80	1.D	9	2.F	1	3.F	1	4.B	1	5.A	1	6.J	8.8889
10	60	1.C	9	2.F	1	3.F	1	4.B	1	5.A	1	6.J	6.6667
11	20	1.A	2	2.B	1	3.H	10	4.O	1	5.A	2.5	6.C	0.4
12	100	1.E	3	2.C	1.5	3.D	4	4.E	1	5.A	1	6.J	12.5
13	80	1.D	6	2.E	1.5	3.D	6	4.G	0.33	5.D	1	6.J	1.1
14	70	1.C	6	2.E	1.5	3.D	6	4.G	0.66	5.B	1	6.J	1.925
15	80	1.D	6	2.E	1.5	3.D	6	4.G	1	5.A	1	6.J	3.3333
16	60	1.C	12	2.G	2	3.C	1	4.B	1	5.A	1	6.J	10
17	100	1.E	2	2.B	1.5	3.E	1	4.B	1	5.A	1	6.J	75
18	10	1.A	20	2.J	1	3.H	8	4.L	1	5.A	5	6.B	0.0125
19	30	1.B	20	2.J	1	3.H	8	4.L	1	5.A	5	6.B	0.0375
20	70	1.C	2	2.B	1	3.F	1	4.B	1	5.A	1	6.J	35
21	100	1.E	1	2.A	4	3.A	1	4.B	0.66	5.B	1	6.J	264
22	100	1.E	12	2(2.E)	1.5	3.E	4	4.F	1	5.A	2.5	6.H	1.25
23	30	1.B	3	2.C	1	3.H	6	4.K	1	5.A	2.5	6.C	0.6667
24	60	1.C	6	2.E	1	3.H	6	4.K	1	5.A	2.5	6.C	0.6667
25	70	1.C	6	2.E	1.5	3.D	2	4.C	1	5.A	2.5	6.C	3.5
26	80	1.D	4	2.D	1	3.F	1	4.B	1	5.A	1	6.J	20
27	90	1.E	4	2.D	1	3.F	1	4.B	1	5.A	1	6.J	22.5
28	40	1.B	6	2.E	1.5	3.D	4	4.F	1	5.A	1	6.J	2.5
29	90	1.E	2	2.B	3	3.B	1	4.B	1	5.A	1	6.J	135
30	10	1.A	3	2.C	1.5	3.D	1	4.B	1	5.A	2.5	6.H	2
31	100	1.E	4	2.D	1	3.F	1	4.B	1	5.A	2.5	6.H	10
32	80	1.D	9	2.F	1	3.F	1	4.B	1	5.A	1	6.J	8.8889
33	40	1.B	9	2.F	1	3.H	10	4.O	1	5.A	2.5	6.C	0.1778
34	90	1.E	12	3(2.D)	1	3.F	1	4.B	1	5.A	1	6.J	7.5
35	10	1.A	3	2.C	2	3.C	1	4.B	1	5.A	1	6.J	6.6667
36	20	1.A	2	2.B	2	3.C	1	4.B	1	5.A	1	6.J	20
37	20	1.A	6	2.E	1.5	3.D	6	4.G	1	5.A	1	6.J	0.8333
38	60	1.C	12	2(2.E)	1	3.F	1	4.B	1	5.A	2.5	6.H	2
39	20	1.A	15	2.H	1	3.F	1	4.B	0.66	5.B	5	6.G	0.176
40	50	1.C	6	2.E	1	3.F	12	4.J	1	5.A	2.5	6.C	0.2778
41	60	1.C	2	2.B	2	3.C	12	4.J	1	5.A	2.5	6.C	2
42	40	1.B	6	2.E	0.5	3.G	12	4.J	1	5.A	2.5	6.C	0.1111
43	20	1.A	2	2.B	0.5	3.G	12	4.J	1	5.A	2.5	6.C	0.1667
44	10	1.A	6	2.E	2	3.C	1	4.B	1	5.A	1	6.J	3.3333
45	90	1.E	4	2.D	1	3.H	13	4.R	1	5.A	2.5	6.C	0.6923

46	30	1.B	8	2(2.D)	1	3.F	1	4.B	1	5.A	2.5	6.H	1.5
47	10	1.A	2	2.B	1	3.H	8	4.L	0.66	5.B	5	6.B	0.0825
48	10	1.A	2	2.B	1	3.H	10	4.O	1	5.A	5	6.B	0.1
49	30	1.B	3	2.C	1	3.H	13	4.P	1	5.A	5	6.B	0.1538
50	40	1.B	2	2.B	0.5	3.G	6	4.G	1	5.A	2.5	6.C	0.6667
51	10	1.A	2	2.B	0.5	3.G	6	4.G	1	5.A	2.5	6.C	0.1667
52	10	1.A	2	2.B	1	3.F	1	4.B	1	5.A	1	6.J	5
53	50	1.C	4	2.D	1	3.H	10	4.O	1	5.A	2.5	6.C	0.5
54	70	1.C	3	2.C	1	3.H	13	4.P	0.33	5.D	2.5	6.C	0.2369
55	80	1.D	2	2.B	0.5	3.G	8	4.H	0.66	5.B	2.5	6.C	0.66
56	10	1.A	20	2.J	1.5	3.D	6	4.G	0.33	5.D	2.5	6.C	0.0165
57	40	1.B	20	2.J	1.5	3.D	6	4.G	0.33	5.D	2.5	6.C	0.066
58	100	1.E	4	2.D	1.5	3.E	4	4.F	1	5.A	2.5	6.C	3.75
59	50	1.C	20	2.J	0.5	3.G	6	4.G	1	5.A	2.5	6.C	0.0833
60	80	1.D	2	2.B	0.5	3.G	6	4.G	1	5.A	2.5	6.C	1.3333
61	70	1.C	6	2.E	1	3.H	20	4.R	1	5.A	2.5	6.C	0.2333
62	90	1.E	6	2.E	1.5	3.D	6	4.G	1	5.A	2.5	.5(6.B)	1.5
63	100	1.E	9	2.F	1	3.F	1	4.B	1	5.A	2.5	6.F	4.4444
64	100	1.E	9	2.F	1	3.F	1	4.B	1	5.A	2.5	6.H	4.4444
65	90	1.E	9	2.F	1	3.J	5	4.N	1	5.A	5	6.E	0.4
66	70	1.C	4	2.D	1.5	3.E	2	4.C	1	5.A	5	6.E	2.625
67	20	1.A	2	2.B	1	3.F	2	4.C	0.2	5.E	1	6.J	1
68	100	1.E	0.5	2.A	5	3.A+1	1	4.B	1	5.A	1	6.J	1000
69	90	1.E	4	2.D	1	3.H	20	4.R	0.66	5.B	2.5	6.C	0.297
70	40	1.B	2	2.B	1.5	3.E	1	4.B	1	5.A	2.5	6.H	12
71	30	1.B	6	2.E	1	3.H	20	4.R	0.66	5.B	10	6.A	0.0165
72	70	1.C	6	2.E	1	3.H	20	4.R	0.66	5.B	10	6.A	0.0385
73	80	1.D	3	2.C	1	3.H	20	4.R	0.66	5.B	10	6.A	0.088
74	100	1.E	2	2.B	1	3.F	1	4.B	1	5.A	1	6.J	50
75	100	1.E	6	3(2.B)	1	3.F	1	4.B	1	5.A	1	6.J	16.667
76	70	1.C	6	2.E	1	3.H	10	4.O	1	5.A	5	6.B	0.2333
77	100	1.E	1	2.A	5	3.A+1	1	4.B	1	5.A	2.5	6.H	200
78	90	1.E	2	2.B	1.5	3.E	1	4.B	1	5.A	2.5	6.H	27
79	10	1.A	20	2.J	1	3.J	5	4.N	1	5.A	5	6.G	0.02
80	50	1.C	3	2.C	0.5	3.G	6	4.G	1	5.A	5	6.B	0.2778
81	30	1.B	6	2.E	1	3.J	6	4.K	0.66	5.B	2.5	6.C	0.22
82	80	1.D	9	2.F	1	3.F	1	4.B	1	5.A	1	6.J	8.8889
83	70	1.C	4	2.D	1	3.F	1	4.B	1	5.A	1	6.J	17.5
84	60	1.C	12	2.G	1	3.F	1	4.B	0.66	5.B	2.5	6.C	1.32
85	30	1.D	20	2.J	1	3.H	6	4.K	0.66	5.B	2.5	6.C	0.066
86	90	1.E	4	2.D	0.5	3.G	6	4.G	1	5.A	1	6.J	1.875
87	100	1.E	1	2.A	4	3.A	1	4.B	1	5.A	1	6.J	400
88	50	1.C	4	2.D	0.5	3.G	6	4.G	0.66	5.B	2.5	6.C	0.275
89	80	1.D	3	2.C	1	3.F	3	4.D	1	5.A	2.5	6.C	3.5556
90	90	1.E	2	2.B	1.5	3.E	6	4.G	0.66	5.B	1	6.J	7.425
91	90	1.E	2	2.B	1.5	3.E	1	4.B	1	5.A	1	6.J	67.5
92	30	1.B	9	3(2.C)	1.5	3.E	1	4.B	1	5.A	1	6.J	5

Tabela A.3 - Parâmetros complementares.

Caso	Vão (m)	Altura (m)	Prof.	ESR	D/ESR (m)	Stab	D0_30	D30_60	D60_90	S0_30	S30_60	S60_90
1	9	9	190	1.3	6.92	R	0	0	1	1	0	1
2	9	9	190	1.6	5.63	R	0	0	1	1	0	1
3	9	9	200	1.6	5.63	W	0	1	1	1	1	0
4	9	9	170	1.6	5.63	W	0	0	1	1	0	0
5	9	9	150	1.6	5.63	B	0	0	1	0	0	1
6	9	9	150	1.6	5.63	N	0	0	1	1	0	0
7	9	9	140	1.6	5.63	W	0	1	1	1	1	0
8	9	9	140	1.6	5.63	N	0	1	0	0	1	0
9	9	9	140	1.6	5.63	R	0	0	1	1	0	1
10	9	9	120	1.6	5.63	W	0	1	1	1	1	0
11	9	9	120	1.6	5.63	W	0	0	1	0	1	0
12	9	9	60	1.6	5.63	W	0	0	1	1	0	0
13	9	9	100	1.6	5.63	W	0	0	1	1	1	0
14	9	9	100	1.6	5.63	W	1	0	1	1	0	0
15	9	9	100	1.6	5.63	W	1	0	1	1	0	0
16	9	9	120	1.6	5.63	W	1	0	1	0	1	1
17	9	9	120	1.6	5.63	W	0	0	1	1	0	0
18	9	9	50	1.6	5.63	W	0	1	0	0	1	0
19	9	9	50	1.6	5.63	W	0	1	0	0	1	0
20	9	9	30	1.6	5.63	N	0	0	1	1	0	0
21	13	11	170	1	13.00	N	0	0	1	0	1	0
22	4	3	5-10m	1	4.00	R	1	0	1	1	0	0
23	12.5	6.5	150	1.6	7.81	R	1	0	1	1	0	0
24	12.5	6.5	60	1.6	7.81	R	1	1	0	1	0	0
25	12.5	6.5	80	1.6	7.81	R	1	0	1	1	1	0
26	12.5	6.5	60	1.6	7.81	R	0	1	1	1	1	0
27	12.5	6.5	90	1.6	7.81	N	1	0	1	1	0	0
28	12.5	6.5	100	1.6	7.81	R	0	1	1	1	0	0
29	12.5	6.5	80	1.6	7.81	N	0	1	0	0	1	0
30	15	9	10-50m	1.3	11.54	R	1	0	0	1	0	0
31	12	9	10-30m	1.6	7.50	R	1	0	1	1	0	1
32	12.5	7.5	50-80m	1.6	7.81	R	1	0	1	1	0	1
33	12.5	7.5	50-80m	1.6	7.81	R	1	0	1	1	0	1
34	5	5	70	1.6	3.13	W	1	0	1	0	1	0
35	5	5	110	1.6	3.13	N	0	0	1	0	0	1
36	5	5	60	1.6	3.13	N	0	0	1	0	0	1
37	5	5	110	1.6	3.13	R	0	1	1	1	1	0
38	5	5	10	1	5.00	R	1	0	1	1	1	0
39	8	6	200	1.6	5.00	B	1	0	1	1	0	1
40	8	6	200	1.6	5.00	B	0	0	1	0	1	1
41	8	6	150	1.6	5.00	R	1	0	0	1	1	0
42	8	6	200	1.6	5.00	R	1	0	1	1	0	1
43	9	8	110	1.6	5.63	R	0	1	0	0	1	0
44	9	8	30	1.6	5.63	R	0	0	1	0	1	1
45	9	8	100	1.6	5.63	R	0	1	1	1	0	0

46	7	6	7-10m	1	7.00	R	0	1	1	0	1	0
47	6.5	4.5	30	1.6	4.06	R	0	1	0	0	0	1
48	6.5	4.5	50	1.6	4.06	R	0	1	0	0	0	1
49	6.5	4.5	30	1.6	4.06	R	1	0	0	0	0	1
50	6.5	4.5	70	1.6	4.06	R	0	1	0	0	0	1
51	6.5	4.5	60	1.6	4.06	R	0	1	0	0	0	1
52	6.5	4.5	70	1.6	4.06	N	0	1	0	0	1	0
53	6.5	4.5	60	1.6	4.06	R	0	1	0	0	1	0
54	4.2	4.5	60	1.6	2.63	R	0	0	1	1	0	0
55	4.2	4.5	90	1.6	2.63	R	1	0	0	1	0	0
56	5.9	4.25	100	1.6	3.69	B	0	1	1	1	1	1
57	5.9	4.25	100	1.6	3.69	B	0	1	1	1	1	1
58	5.9	4.25	90	1.6	3.69	R	0	1	0	1	0	0
59	5.9	4.25	95	1.6	3.69	R	0	0	1	0	0	1
60	5.9	4.25	85	1.6	3.69	R	0	1	0	0	0	1
61	5.9	4.25	70	1.6	3.69	R	0	0	1	0	0	1
62	5.9	4.25	40	1.6	3.69	R	1	0	1	1	0	1
63	5.9	4.25	80	1.6	3.69	R	1	0	1	1	0	0
64	5	5	15	1.3	3.85	R	1	0	1	1	1	0
65	5.9	4.25	40	1.6	3.69	R	1	0	1	1	0	1
66	7	4.5	15-20m	1.3	5.38	R	1	0	1	1	0	0
67	5.9	4.8	100	1.6	3.69	R	0	0	1	1	0	0
68	10	15	300	1	10.00	N	0	0	0	0	0	0
69	8	5.7	15	1.6	5.00	B	0	0	1	1	1	0
70	8	5.7	15	1.6	5.00	N	0	0	1	0	0	1
71	9.5	6.5	>100m	1	9.50	B	1	0	1	0	1	1
72	9.5	6.5	>100m	1	9.50	B	1	0	1	0	1	1
73	9.5	6.5	>100m	1	9.50	B	1	0	1	0	1	1
74	12	12.5	<100m	1.3	9.23	N	0	0	1	1	0	0
75	12	12.5	<100m	1	12.00	W	0	0	1	1	0	0
76	8	6	20-30m	1	8.00	B	0	1	1	1	1	0
77	20	24.5	18	1.3	15.38	N	0	0	1	0	1	0
78	5	4.5	5-10m	1.3	3.85	N	1	0	0	0	0	1
79	11.25	8.3	5-20m	1.6	7.03	B	0	0	0	0	0	0
80	11.25	8.3	30	1.6	7.03	R	0	0	1	0	1	0
81	11.25	8.3	60	1.6	7.03	R	1	1	1	0	0	1
82	11.25	8.3	60	1.6	7.03	B	1	0	1	1	0	1
83	11.25	8.3	60	1.6	7.03	N	1	0	1	0	0	1
84	11.25	8.3	70	1.6	7.03	R	0	1	1	1	1	1
85	11.25	8.3	60	1.6	7.03	B	0	1	1	0	0	1
86	11.25	8.3	60	1.6	7.03	B	0	1	0	0	1	0
87	11.25	8.3	50	1.6	7.03	N	0	0	1	0	0	1
88	11.25	5.5	60	1.6	7.03	R	1	0	0	1	0	0
89	11.25	5.5	60	1.6	7.03	R	1	0	0	1	0	0
90	11.25	5.5	60	1.6	7.03	R	0	1	0	1	0	0
91	12	5	60	1.3	9.23	N	0	0	1	0	0	1
92	20	9	100	1	20.00	R	0	1	1	0	0	1

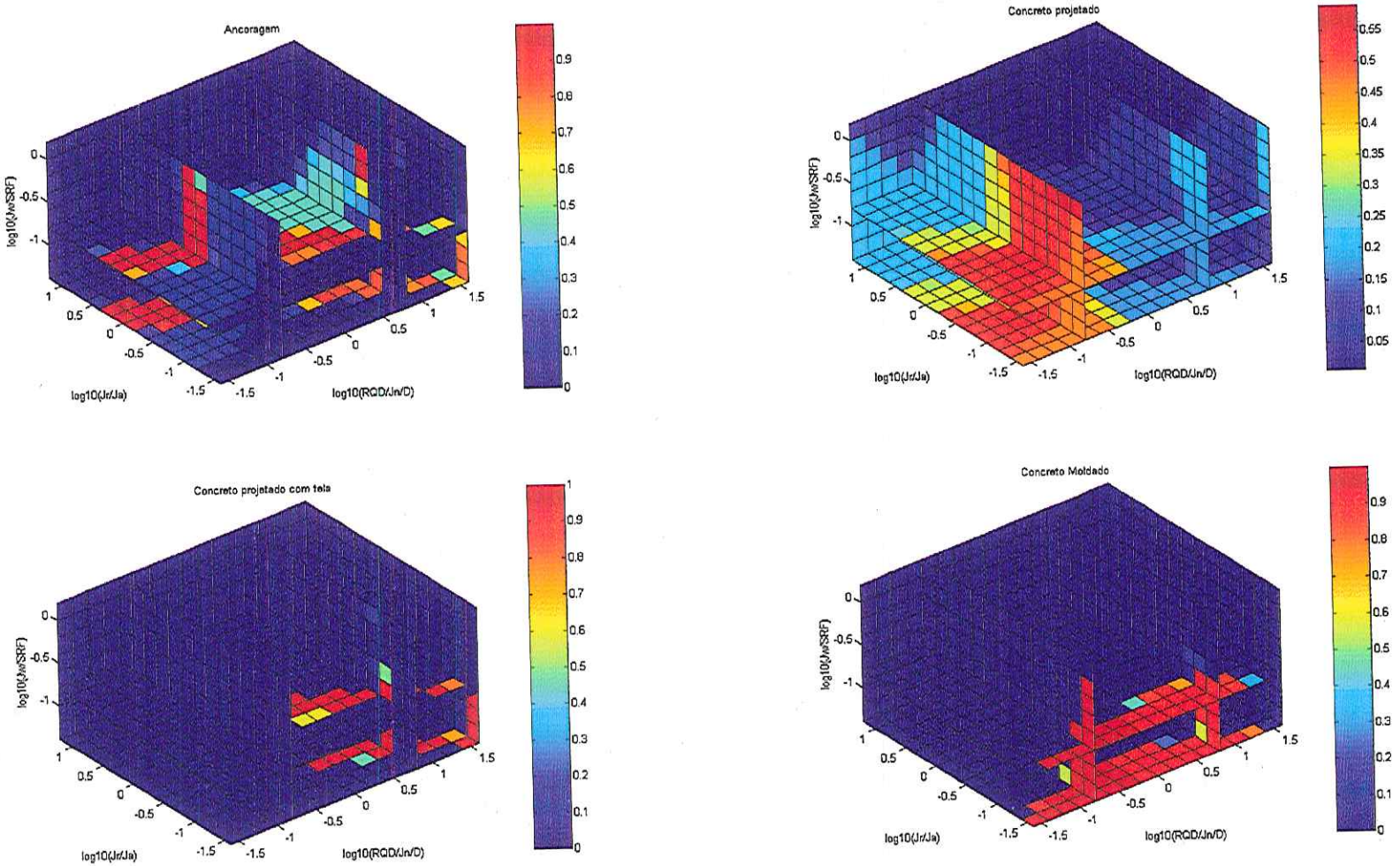


Figura A.1 – Mapeamento do domínio para as saídas.