

ANTONIO JÚNIOR ALVES RIBEIRO

UM MÉTODO PARA LOCALIZAÇÃO E ESTIMAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS  
GEOTÉCNICAS DOS SOLOS DA REGIÃO METROPOLITANA DE  
FORTALEZA-CE PARA FINS DE PAVIMENTAÇÃO

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Transportes da Universidade Federal do Ceará, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Transportes.

Orientador: Prof. Dr. Carlos Augusto Uchôa da Silva  
Coorientadora: Prof<sup>a</sup>. Dra. Suelly Helena de Araújo Barroso

FORTALEZA – CEARÁ  
2013

**FICHA CATALOGRÁFICA**

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

- 
- R367m      Ribeiro, Antonio Júnior Alves.  
Um método para localização e estimação das características geotécnicas dos solos da região metropolitana de Fortaleza-Ce para fins de pavimentação / Antonio Júnior Alves Ribeiro – 2013  
141 f. : il. color., enc. ; 30 cm.
- Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Departamento de Engenharia de Transportes, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Transportes, Fortaleza, 2013.  
Área de Concentração: Infraestrutura de Transportes.  
Orientação: Prof. Dr. Carlos Augusto Uchôa da Silva.  
Coorientação: Profa. Dra. Suelly Helena de Araújo Barroso.
1. Transportes. 2. Redes neurais (computação). 3. Pavimentos. I. Título.

UM MÉTODO PARA LOCALIZAÇÃO E ESTIMAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS  
GEOTÉCNICAS DOS SOLOS DA REGIÃO METROPOLITANA DE FORTALEZA-CE  
PARA FINS DE PAVIMENTAÇÃO

Antonio Júnior Alves Ribeiro

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO PROGRAMA DE  
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE TRANSPORTES DA UNIVERSIDADE  
FEDERAL DO CEARÁ COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS À  
OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA DE TRANSPORTES.

Aprovada por:

---

Prof. Carlos Augusto Uchôa da Silva, D. Eng  
(Orientador)

---

Prof<sup>a</sup>. Suelly Helena de Araújo Barroso, D. Eng  
(Coorientadora)

---

Prof. Jorge Barbosa Soares, PhD  
(Examinador Interno)

---

Prof. José Leomar Fernandes Júnior, D. Eng  
(Examinador Externo)

FORTALEZA – CEARÁ  
2013

## DEDICATÓRIA

*Dedico esse trabalho a Deus que é o nosso pai  
e maior responsável por nossas vitórias.*

*Dedico à minha mãe Fátima e à  
minha namorada, Karleni.*

## AGRADECIMENTOS

Sou grato a Deus e seu filho Jesus Cristo, pelas oportunidades que tem colocado na minha vida, na vida da minha família e das pessoas que estão no nosso meio, por todas as vitórias que tem nos concedido, por me manter firme na fé, pela saúde, paz, amor e pela vida.

Agradeço à minha mãe Fátima e ao meu padrinho Antonio Oliveira pela força e auxílio prestado nos meus estudos. Agradeço à minha namorada Karleni, e sua família, por me apoiar e me acolher, por sua amizade, amor e carinho.

Agradeço ao meu orientador Professor Uchôa, pelo incentivo, empenho, pela sinceridade, amizade e dedicação. Mesmo com tantas atribuições, sua sala está sempre aberta para nos receber e contribuir no que for necessário sem medir esforços para o conhecimento e crescimento profissional, principalmente na área de Geomática, e pessoal.

Sou grato à minha coorientadora, Professora Suelly, que vem sempre buscando ajudar todos os seus orientados, seja na vida acadêmica, profissional e pessoal com seus conselhos e contribuições para o andamento desta pesquisa e do meu crescimento como profissional da área de pavimentação.

Sou grato aos colegas (Heber, Márcio, Synardo, Isael, Amanda, Nelson, Vanessa, Saskia) da Pós-Graduação do PETRAN que compartilharam todos os momentos de trabalho, estudos e brincadeiras, em especial, as mulheres geniosas que discutiram bastante comigo durante esses dois anos, Juceline e Lucimar. Ainda agradeço à minha amiga Clécia Cristina que me ajudou bastante quando me aventurei a cursar uma disciplina em outro departamento.

Agradeço aos professores do PETRAN/UFC que contribuíram para minha formação acadêmica e profissional durante esse curso, principalmente Jorge Soares, Ernesto Nobre, Flávio Cunto, Felipe Loureiro, Áurea Holanda, Bruno Bertoncini, Verônica Castelo Branco, Manoel Castro. Ainda agradeço aos Professores Ricardo Romero e Tiago Ferreira, do Programa de Pós-Graduação em Ciência dos Solos, pela excelente disciplina de Gênese e Classificação dos Solos, que contribuiu muito para esta dissertação. Agradeço a Sra. Ivone, por sua dedicação e carinho que despense aos alunos. A Annie, Yolanda, Telma e Zacarias pelo apoio administrativo e operacional que têm prestado ao PETRAN.

Agradeço a José de Ribamar Sousa, Gustavo Coelho e José Wilton pela oportunidade de colaborar com as atividades da Quanta Consultoria, onde tenho aprendido e crescido bastante.

Resumo da Dissertação submetida ao PETRAN/UFC como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Transportes.

UM MÉTODO PARA LOCALIZAÇÃO E ESTIMAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS  
GEOTÉCNICAS DOS SOLOS DA REGIÃO METROPOLITANA DE FORTALEZA-CE  
PARA FINS DE PAVIMENTAÇÃO

Antonio Júnior Alves Ribeiro

Orientador: Carlos Augusto Uchôa da Silva  
Coorientadora: Suelly Helena de Araújo Barroso

## RESUMO

Esta investigação propõe o desenvolvimento de um método para a localização e predição das características geotécnicas dos solos que possa contribuir para o processo da tomada de decisão, quanto à sua utilização, para fins de pavimentação. Utilizou-se Geoprocessamento e Redes Neurais Artificiais (RNAs) como técnicas de modelagem, bem como variáveis biofísicas e espaciais como explicativas dos fenômenos modelados. As características pesquisadas (pedologia, geologia, geomorfologia, vegetação, altimetria e posição) se correlacionaram com as variáveis geotécnicas estimadas (classificação TRB - Transportation Research Board e CBR - California Bearing Ratio) para solos provenientes da Região Metropolitana de Fortaleza (RMF). Assim, desenvolveu-se três modelos de RNAs que foram calibrados, validados e testados. Dois desses modelos foram dedicados à geração de estimativas de CBR nas energias de compactação normal (CBR-N) e intermediária (CBR-I). O terceiro modelo foi elaborado para geração de estimativas da classificação TRB dos solos da RMF. As características geotécnicas estimadas por estes modelos possibilitaram a elaboração dos chamados Mapas Geotécnicos Neurais, estratificados para previsão dos valores de CBR-N, CBR-I e Classificação TRB. Adicionalmente, os mapas produzidos e todas as informações da pesquisa foram disponibilizados em um Sistema de Informações Geográficas Web (SIG-Web), de forma a possibilitar seu uso em projetos viários e estudos acadêmicos futuros, tanto para download dos mapas gerados, quanto para geração de estimativas para uma área específica da RMF. Além disso, disponibilizou-se ao SIG-Web um realimentador de pontos geotécnicos para permitir uma recalibração futura dos modelos na tentativa de melhorar a qualidade das estimativas geradas que atualmente é superior a 90% de taxa de acerto.

## Palavras Chave

Redes Neurais Artificiais (RNAs), Pavimentação, Classificação TRB, CBR, Modelagem Geotécnica, Geocartografia, Geoprocessamento.

Abstract of Dissertation submitted to PETRAN/UFC as portion of the requirements for obtaining the title of Master in Transportation Engineering.

A METHOD FOR ESTIMATING AND POSITIONING GEOTECHNICAL  
CHARACTERISTICS OF SOIL FOR THE METROPOLITAN REGION OF FORTALEZA,  
CEARÁ OF PAVING PURPOSES

Antonio Júnior Alves Ribeiro

Advisor: Carlos Augusto Uchôa da Silva

Co Advisor: Suelly Helena de Araújo Barroso

**ABSTRACT**

This research focuses on the development of a method, aimed to predicting and positioning the geotechnical characteristics of soils that may contribute to the process of decision making of its use for paving purposes. Were used Geoprocessing and Artificial Neural Networks (ANN) modeling techniques, as well as spatial and biophysical variables of the phenomena modeled. The characteristics studied (pedology, geology, geomorphology, vegetation, altimetry and position) were correlated with the estimated geotechnical variables (TRB Classification and CBR) for soils from the metropolitan region of Fortaleza, Ceará (RMF). Three models of ANNs were developed calibrated, validated and tested. Two of these models were dedicated to generating estimates of CBR in the normal (CBR-N) and intermediate (CBR-I) compaction modes. The third model was developed to generate estimates of the geotechnical characteristics of the soils from the RMF Classification TRB. The geotechnical characteristics estimated by these models enabled the preparation of Neural Geotechnical Maps, stratified for values of CBR-N, CBR-I and TRB Classification. The maps produced and all the survey information was made available on a Web Geographic Information System (Webmapping), thus allowing its use in road projects and future academic studies, both to download the maps and to generate estimates for RMF. In addition, provided to the Webmapping a geotechnical receiver points, to allow recalibration of future models in an attempt to improve the quality of the estimates that currently is more than 90% accuracy rate.

**Keywords**

Artificial Neural Networks (ANN), Paving, Classification TRB, CBR, Geotechnical Modeling, Geomapping, Geoprocessing.

## SUMÁRIO

FICHA CATALOGRÁFICA .....	ii
DEDICATÓRIA .....	iv
AGRADECIMENTOS.....	v
RESUMO .....	vi
ABSTRACT .....	vii
LISTA DE FIGURAS .....	xii
LISTA DE TABELAS .....	xiv
LISTA DE SÍMBOLOS.....	xv
LISTA DE ABREVIACÕES .....	xvi
CAPÍTULO 1 .....	1
1 INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Contextualização.....	1
1.2 Problema de Pesquisa .....	4
1.3 Hipótese.....	4
1.4 Questões de Pesquisa .....	4
1.5 Objetivos .....	5
1.5.1 Objetivo Geral .....	5
1.5.2 Objetivos Específicos.....	6
1.6 Estrutura da Dissertação.....	7
CAPÍTULO 2 .....	8
2 FORMAÇÃO DOS SOLOS E GEOTECNIA APLICADA À PAVIMENTAÇÃO.....	8
2.1 Considerações Iniciais.....	8
2.2 Gênese e Formação dos Solos .....	8
2.2.1 Fatores de Formação dos Solos .....	10
2.2.2 Constituintes Físicos dos Solos .....	12
2.3 Algumas Informações Geotécnicas dos Solos de Interesse na Pavimentação .....	15
2.3.1 <i>California Bearing Ratio</i> (CBR).....	16
2.3.2 Módulo de Resiliência (MR).....	18
2.3.3 Modelos Resilientes .....	20
2.4 Principais Classificações de Solos para Finalidades rodoviárias .....	22
2.4.1 A Classificação HRB ou TRB .....	22
2.4.2 Classificação MCT (Miniatura, Compactada, Tropical) .....	25



CAPÍTULO 3 .....	27
3 GEOPROCESSAMENTO E REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS .....	27
3.1 Geoprocessamento e Sistemas de Informações Geográficas (SIG).....	27
3.1.1 Os Sistemas de Informações Geográficas (SIG).....	28
3.1.2 Representação Digital de Dados Geográficos .....	30
3.1.3 Banco de Dados .....	32
3.2 Redes Neurais Artificiais (RNAs) .....	33
3.2.1 Histórico das RNAs .....	34
3.2.2 O Neurônio Biológico.....	35
3.2.3 O Neurônio Artificial .....	36
3.2.4 Estrutura das RNAs.....	38
3.2.5 Topologia da Rede .....	39
3.2.6 Funções de Ativação .....	40
3.2.7 Aprendizagem em RNAs.....	41
3.2.8 <i>Perceptron</i> Multi Camadas (MLP) e o Algoritmo <i>Backpropagation</i> .....	42
3.3 Considerações Finais .....	44
CAPÍTULO 4 .....	45
4 CARTOGRAFIA GEOTÉCNICA E MODELAGEM DE SOLOS .....	45
4.1 Considerações Iniciais.....	45
4.2 Métodos de Mapeamento Geotécnico.....	47
4.2.1 Metodologia Proposta por Zuquette.....	47
4.2.2 Metodologia Proposta por Dias .....	49
4.3 Estudos Geotécnicos para a Área Rodoviária .....	51
4.4 Modelagem de Solos.....	52
4.5 Considerações Finais .....	56
CAPÍTULO 5 .....	57
5 MATERIAIS E MÉTODOS .....	57
5.1 Considerações Iniciais.....	57
5.2 A Escolha da Área de Estudo .....	57
5.3 Dados Utilizados para Elaboração do Trabalho .....	60
5.4 Aplicativos Computacionais Empregados .....	62
5.4.1. ArcGIS.....	62
5.4.1 Autodesk Civil 3D .....	63
5.4.2 Microsoft Excel .....	63

5.4.3	IBM SPSS .....	63
5.4.4	MATLAB .....	64
5.5	Metodologia Adotada.....	64
5.5.1	Revisão da Literatura .....	65
5.5.2	Pesquisa e Aquisição de Dados .....	66
5.5.3	Manipulação dos Dados .....	66
5.5.4	Geoprocessamento dos Dados .....	67
5.5.5	Tratamento Estatístico dos Dados.....	68
5.5.6	Pré-processamento dos Dados .....	69
5.5.7	Modelagem Geotécnica Neural .....	70
5.5.8	Análise dos Resultados .....	72
5.5.9	Desenvolvimento do SIG-Web.....	72
5.6	Considerações Finais .....	73
CAPÍTULO 6 .....		74
6	APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	74
6.1	Considerações Iniciais.....	74
6.2	Análise Exploratória dos Dados .....	74
6.2.1	Análise dos Dados da Classificação TRB, CBR-N e CBR-I.....	75
6.2.2	Relações Espaciais e Estatísticas entre as Variáveis Explicadas e Explicativas.....	80
6.2.2.1	Classificação TRB × Variáveis Biofísicas.....	84
6.2.2.2	CBR-N × Variáveis Biofísicas.....	90
6.2.2.3	CBR-I × Variáveis Biofísicas .....	95
6.2.2.4	Observações Finais sobre as Relações TRB, CBR-N e CBR-I com as Variáveis Biofísicas Estudadas.....	100
6.3	Árvore de Teste e Desempenho da Modelagem.....	100
6.4	Generalização dos Resultados para a RMF.....	110
6.4.1	Modelagem da Classificação TRB.....	111
6.4.2	Modelagem do CBR ( <i>California Bearing Ratio</i> ).....	117
6.4.3	Disponibilização e Realimentação dos Modelos/Mapas .....	120
6.4.4	Comentários Finais .....	127
CAPÍTULO 7 .....		128
7	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	128
7.1	Considerações Iniciais.....	128
7.2	Principais Conclusões .....	129
7.2.1	Quanto ao Método e a Modelagem Neural.....	129

7.2.2	Quanto às incertezas dos modelos gerados.....	130
7.2.3	Quanto ao Modelo Proposto Para a Classificação TRB.....	131
7.2.4	Quanto aos Modelos de CBR-N e CBR-I.....	131
7.2.5	Quanto ao Aplicativo <i>Webmapping</i> .....	133
7.2.6	Quanto à Realimentação do Modelo .....	133
7.3	Recomendações e Sugestões para Trabalhos Futuros.....	134
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....		136

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Classificação MCT. Fonte (Nogami e Villibor, 1981). .....	26
Figura 3.1– Arquitetura de Sistemas de Informação Geográfica, adaptado de (CÂMARA <i>et al.</i> , 1996). .....	30
Figura 3.2 – Paradigma dos quatro universos de representação geográfica (CÂMARA <i>et al.</i> , 1996)...	31
Figura 3.3 – Representação das Estruturas Vetorial e <i>Raster</i> .....	32
Figura 3.4 – Componentes do Neurônio Biológico, Fonte: (Packter, 2005). .....	36
Figura 3.5 – Modelo não linear de neurônio artificial, Fonte: (DA SILVA, 2003). .....	37
Figura 3.6 – Desenho esquemático mostrando uma rede de neurônios, adaptada de (JALES, 2009). ..	38
Figura 4.1 – Metodologia de mapeamento geotécnico de Dias (1995). .....	50
Figura 5.1 – Localização da RMF no estado do Ceará e no Brasil. ....	58
Figura 5.2 – Malha Rodoviária Pavimentada da RMF. Fonte (Ribeiro <i>et al.</i> , 2012). .....	59
Figura 5.3 – Fluxograma do Método Proposto. ....	65
Figura 5.4 – Fluxograma de Georreferenciamento dos Dados. Fonte: (Ribeiro <i>et al.</i> , 2011). .....	67
Figura 6.1 – Distribuição Espacial dos 876 Pontos com Classificação TRB. ....	76
Figura 6.2 – Distribuição Espacial dos 547 Pontos com Valores de CBR-N. ....	76
Figura 6.3 – Distribuição Espacial dos 389 Pontos com CBR-I. ....	77
Figura 6.4 – Estratificação dos Pontos com Classificação TRB. ....	78
Figura 6.5 – Estratificação dos Pontos com CBR-N. ....	78
Figura 6.6 – Estratificação dos Pontos com CBR-I. ....	79
Figura 6.7 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Pedologia da RMF. ....	85
Figura 6.8 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Pedologia da RMF. ....	85
Figura 6.9 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Geologia da RMF. ....	86
Figura 6.10 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Geologia da RMF. ....	87
Figura 6.11 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Vegetação da RMF. ....	87
Figura 6.12 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Vegetação da RMF. ....	88
Figura 6.13 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Geomorfologia da RMF. ....	88
Figura 6.14 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Geomorfologia da RMF. ....	89
Figura 6.15 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Geomorfologia da RMF. ....	89
Figura 6.16 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Pedologia da RMF. ....	90
Figura 6.17 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Pedologia da RMF. ....	91
Figura 6.18 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Geologia da RMF. ....	91
Figura 6.19 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Geologia da RMF. ....	92
Figura 6.20 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Vegetação da RMF. ....	92
Figura 6.21 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Vegetação da RMF. ....	93
Figura 6.22 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Geomorfologia da RMF. ....	93
Figura 6.23 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Geomorfologia da RMF. ....	94
Figura 6.24 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Altimetria da RMF. ....	94
Figura 6.25 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Pedologia da RMF. ....	95
Figura 6.26 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Pedologia da RMF. ....	96
Figura 6.27 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Geologia da RMF. ....	96
Figura 6.28 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Geologia da RMF. ....	97

Figura 6.29 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Vegetação da RMF.....	97
Figura 6.30 - Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Vegetação da RMF.....	98
Figura 6.31 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Geomorfologia da RMF.....	98
Figura 6.32 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Geomorfologia da RMF.....	99
Figura 6.33 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Altimetria da RMF. ....	99
Figura 6.34 – Topologia Adotada (7:100:X). ....	106
Figura 6.35 – Desempenho da RNA para predição da Classificação TRB. ....	107
Figura 6.36 – Desempenho da RNA para predição de CBR-N. ....	107
Figura 6.37 – Desempenho da RNA para predição de CBR-I.....	107
Figura 6.38 – Correlação entre conjunto de testes e MSE/Acertos.....	109
Figura 6.39 – Mapa da Classificação TRB em Grupos da RMF. ....	113
Figura 6.40 – Percentuais dos Grupos TRB da RMF.....	113
Figura 6.41 – Mapa de Materiais Constituintes da RMF. ....	114
Figura 6.42 – Percentuais dos Materiais Constituintes da TRB na RMF.....	114
Figura 6.43 – Mapa de Classificação Geral TRB de Solos Granulares e Silto-Argilosos da RMF. ....	115
Figura 6.44 – Percentuais da Classificação Geral TRB de Solos Granulares e Silto-Argilosos da RMF. .....	115
Figura 6.45 – Mapa de Comportamento como Subleito da RMF conforme a classificação TRB. ....	116
Figura 6.46 – Percentuais da Comportamento como Subleito da RMF conforme a classificação TRB. .....	116
Figura 6.47 – Mapa de CBR-N para RMF. ....	118
Figura 6.48 – Percentuais de CBR-N para a RMF.....	118
Figura 6.49 – Mapa de CBR-I para a RMF.....	119
Figura 6.50 – Percentuais de CBR-I para a RMF. ....	119
Figura 6.51 – Visão geral da aplicação Webmapping.....	121
Figura 6.52 – Consulta aos atributos de todos os mapas no Webmapping.....	122
Figura 6.53 – Classificação TRB no Webmapping.....	123
Figura 6.54 – Materiais Constituintes no Webmapping.....	123
Figura 6.55 – Comportamento como subleito no Webmapping.....	124
Figura 6.56 – Classificação Geral TRB no Webmapping. ....	124
Figura 6.57 – CBR-N no Webmapping.....	125
Figura 6.58 – CBR-I no Webmapping. ....	125
Figura 6.59 - Download dos mapas no Webmapping. ....	126
Figura 6.60 – Realimentador dos modelos no Webmapping.....	127

**LISTA DE TABELAS**

Tabela 2.0.1– Classificação TRB – AASTHO (Adaptado de DNIT, 2006).....	24
Tabela 3.1 - Estado da Arte em RNAs, Fonte: BOCANEIRA (2002) e ZAMPIERE (2006).....	35
Tabela 3.2 – Principais funções de ativação das RNA. Fonte: (JALES, 2009).....	41
Tabela 5.1– Resumo dos dados obtidos e suas fontes. ....	61
Tabela 5.2 - Exemplo de pré-processamento realizado.....	69
Tabela 5.3 – Topologias escolhidas. ....	71
Tabela 6.1 – Coeficiente de Correlação entre as variáveis.....	82
Tabela 6.2 – Teste de Razão de Verossimilhança (Significância das Variáveis) .....	83
Tabela 6.3 – Organização dos dados de entrada e saída da RNA. ....	101
Tabela 6.4 – Organização dos dados de entrada e saída da RNA (TRB e CBR-N).....	102
Tabela 6.5 – Organização dos dados de entrada e saída da RNA (TRB e CBR-I). ....	102
Tabela 6.6 – Principais Modelos de RNAs Testados para predição do TRB, CBR-N e CBR-I.....	105
Tabela 6.7 – MSE e Tempo de convergência dos modelos. ....	108
Tabela 6.8 – Acertos da RNA para todos os conjuntos. ....	108
Tabela 6.9 – Funções da Aplicação Webmapping. ....	122

## LISTA DE SÍMBOLOS

a - % do material que passa na peneira de Nº 200, menos 35

a - tempo

b - % do material que passa na peneira de Nº 200, menos 15

bk - termo bias

c - valor de limite de liquidez (LL) menos 40

cl - clima

d - valor de índice de plasticidade (IP) menos 10

$k_i, k_1, k_2, k_3, k_4, k_5$  - parâmetros dos modelos de comportamento resiliente obtidos por regressão

$\theta$  - primeiro Invariante de Tensões

n - coordenadas geográficas

o - organismos

p - material de origem

r - relevo

s - solo do mapa existente

S - solo

Sc - classe do solo

t - tempo

$u_k$  - combinação linear dos sinais de entrada

$W_{km}$  - são os pesos, ou pesos sinápticos, associados a cada entrada

$X_m$  - são as entradas da rede

$Y_k$  - saída do neurônio

$\epsilon_r$  - deformação recuperável ou resiliente

$\sigma_1$  - tensão axial cíclica

$\sigma_3$  - tensão de confinamento

$\sigma_d$  - tensão desvio

$\varphi(.)$  - função de ativação

## LISTA DE ABREVIACÕES

- ANA - Agência Nacional de Águas
- APA - Área de Preservação Ambiental
- APP - Área de Preservação Permanente
- BPR - *Bureau of Public Roads*
- CAD - *Computer Aided Design*
- CBR - *California Bearing Ratio*
- CBR-I - CBR na energia intermediária de compactação
- CBR-N - CBR na energia normal de compactação
- CIPP - Complexo Industrial e Portuário do Pecém
- CPRM - Serviço Geológico do Brasil
- CPT - *Cone Penetration Test*
- DER-CE - Departamento de Edificações e Rodovias do Ceará
- DNER - Departamento Nacional de Estradas e Rodagens
- DNIT - Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes
- Embrapa - Empresa Brasileira de Pesquisas Agropecuárias
- ESRI - *Environmental Systems Research Institute*
- GPS - *Global Positioning System*
- GTTEMA - Grupo de Transporte, Trânsito e Meio Ambiente
- HRB - *Highway Research Board*
- IA - Inteligência Artificial
- IG - Índice de Grupo
- IP - Índice de Plasticidade
- IPECE - Instituto de Pesquisas Econômicas do Ceará



IPT/SP - Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo

LAG - Laboratório de Geomática Aplicada

LL - Limite de Liquidez

MCT - Miniatura, Compactado, Tropical

MMA - Ministério do Meio Ambiente

$M_R$  - Módulo de Resiliência

MSE - *Mean of Squared Error* ou Quadrado Médio dos Erros

NNTOOL - *Neural Network Tool*

OCR - *Over Conservation Ratio*

RCS - Resistência à Compressão Simples

RMF - Região Metropolitana de Fortaleza

RNAs - Redes Neurais Artificiais

RSE - Força Relativa de Efeito

SIG - Sistemas de Informações Geográficas

SIG-Web - Sistema de Informações Geográficas Web

SRH-CE - Secretaria de Recursos Hídricos do Ceará

TRB - *Transportation Research Board*

UFC - Universidade Federal do Ceará.

UFRGS - Universidade Federal do Rio Grande do Sul

UFRJ - Universidade Federal do Rio de Janeiro

VLT - Veículo Leve sobre Trilhos

## CAPÍTULO 1

### INTRODUÇÃO

#### 1.1 Contextualização

O conhecimento das diversas variáveis físicas provenientes do meio no qual são executadas as obras de engenharia é essencial para a melhoria da qualidade na concepção e execução dos projetos. Em se tratando de projetos de infraestrutura, as características geotécnicas são de grande importância, principalmente em projetos rodoviários que têm os estudos geotécnicos e topográficos como base fundamental de sua implantação.

Tais informações têm se tornado cada vez mais importantes diante da dificuldade de se encontrar materiais geotecnicamente adequados para aplicação na construção de rodovias. É recomendável que os projetos busquem minimizar a coleta e a caracterização de materiais para impedir o retrabalho, no caso da existência de um banco de dados, e acidentes geotécnicos. A disponibilidade das informações geotécnicas pode ajudar a reduzir custos e aumentar a qualidade na elaboração e execução dos projetos rodoviários.

A situação ideal, para que os projetos rodoviários possam maximizar a qualidade, seria a existência de mapeamentos com as propriedades de interesse da área identificadas e/ou previstas. Nesse sentido, a Cartografia Geotécnica é a ciência que apresenta maior potencial para tal finalidade.

De acordo com ZUQUETTE (1981), a Cartografia Geotécnica é uma representação gráfica, sob a forma de um mapa ou carta geotécnica, das limitações e potencialidades do meio físico, na qual são avaliados todos os componentes de um ambiente geológico de particular interesse para o planejamento, projeto e construção civil.

Conforme citado por MIRANDA (2008), em uma obra rodoviária, a Cartografia Geotécnica serve como ferramenta para a caracterização geral do meio físico, permitindo o estabelecimento de critérios mais seguros para a amostragem dos materiais. Adicionalmente, auxilia na avaliação preliminar qualitativa do comportamento mecânico dos solos, para a previsão de riscos ambientais e na identificação dos impactos potenciais das obras. Dessa forma, o mapeamento permite a adequação do projeto às condicionantes impostas pelo meio físico.

Na engenharia geotécnica, as características de textura são utilizadas para classificar os solos qualitativamente para o uso em pavimentação rodoviária ou engenharia em geral. Na engenharia rodoviária é comum a adoção de um sistema de classificação de solos para prever as suas propriedades. A classificação TRB (*Transportation Research Board*) tem sido a mais utilizada para esse fim, embora existam outros métodos também consagrados no Brasil, como por exemplo, a classificação MCT (Miniatura, Compactado, Tropical), idealizada por NOGAMI e VILLIBOR (1995). Esta classificação é usada para identificar o comportamento laterítico de solos que não consegue ser previsto adequadamente na classificação TRB.

Além das características geotécnicas de classificação, as obras viárias necessitam de informações das características de comportamento mecânico dos materiais e solos quando esses são submetidos ao carregamento. O CBR (*California Bearing Ratio*) e o MR (Módulo de Resiliência) são os dois parâmetros de resistência dos solos mais importantes, em uso atualmente no Brasil, para dimensionar pavimentos. Para se chegar à classificação TRB, bem como aos valores de CBR e MR se faz necessário à realização de sondagens e diversos ensaios de laboratório para identificar as características físicas que permitem conferir ao solo uma classificação ou um valor de resistência.

Uma metodologia para mapeamento geotécnico foi desenvolvida e publicada por DAVISON DIAS (1995), na qual se utiliza ferramentas Cartográficas e de Geoprocessamento

para definição de unidades geotécnicas. Esse mapeamento foi realizado a partir do cruzamento de informações pedológicas e geológicas que resultaram na idealização de perfis de solos com provável comportamento geotécnico similar. O uso do Geoprocessamento nessa metodologia possibilitou a agregação das informações mapeadas a um banco de dados, de tal modo que esses dados possam ser utilizados de forma centralizada e integrados às outras características do meio físico.

RIBEIRO, DA SILVA e BARROSO (2012) utilizaram técnicas de Geoprocessamento e RNAs para estimar e mapear a classificação TRB dos solos do município de Caucaia-Ceará a partir de dados secundários, tais como: Geologia, Pedologia, Geomorfologia e Fitofisionomia.

Em virtude do que foi exposto, esta dissertação propõe o desenvolvimento de um método para realizar um mapeamento geotécnico da Região Metropolitana de Fortaleza (RMF) com fins de pavimentação. O mapeamento foi realizado a partir de dados secundários e variáveis biofísicas, tais como: Geologia, Pedologia, Geomorfologia, Vegetação, Clima, Organismos, Coordenada Este, Coordenada Norte, Altimetria, dentre outras variáveis biofísicas. Para tanto, utilizaram-se técnicas Estatísticas, de Geoprocessamento e Redes Neurais Artificiais (RNAs).

Sabe-se que para realizar tal mapeamento é necessário criar modelos de previsão de comportamento geotécnico, como os modelos criados por vários autores no Brasil e no mundo que empregaram diversas técnicas de modelagem, podendo citar-se os trabalhos de: CAL (1995), SHAHIN *et al.* (2001), JUANG e LU (2002), YANG e ROSENBAUM (2002), ZEGHAL e KHOGALI (2005), VIANA (2007), FERREIRA (2008), TASKIRAN (2010), YILDIRIM e GUNAYDIN (2011).

Os autores supracitados, quando da criação de seus modelos, utilizaram informações obtidas em ensaios de laboratório e se dedicaram apenas a modelagem em si, sem a

preocupação de criar meios para realização do mapeamento das informações geotécnicas previstas por seus modelos.

## 1.2 Problema de Pesquisa

A carência de mapeamentos geotécnicos, no Brasil, para fins específicos de pavimentação dificulta o conhecimento prévio dos materiais, fato este que geralmente resulta em maior consumo dos recursos naturais, maior tempo de execução e conseqüentemente elevação dos custos financeiro e ambiental dos projetos rodoviários.

## 1.3 Hipótese

É possível obter estimativas das características geotécnicas com fins de pavimentação de uma determinada região, a partir de dados secundários e/ou variáveis biofísicas utilizando técnicas de Geoprocessamento e RNAs, com um grau de precisão suficiente para apoiar o processo da tomada de decisão acerca de projetos rodoviários que venham a minimizar: tempo de execução, custos financeiros e impactos ambientais.

## 1.4 Questões de Pesquisa

- Quais são os dados secundários e suas fontes que possam ser usados no processo da tomada de decisão quanto ao uso de materiais aplicados em projetos rodoviários e de infraestrutura?

- Qual é o grau de correlação das variáveis biofísicas disponíveis com as características geotécnicas (classificação TRB - Transportation Research Board e CBR – California Bearing Ratio)?
- É possível modelar espacialmente características geotécnicas, de interesse à pavimentação, de uma determinada região a partir de dados secundários?
- Com qual nível de precisão é possível modelar as características geotécnicas dos solos de uma dada região?
- Como sistematizar e conferir em caráter espacial às estimativas das propriedades geotécnicas de uma determinada região?
- É possível viabilizar a disponibilização das informações geradas pelo modelo proposto em um Sistema de Informações Geográficas Web (SIG-Web)?
- Como realimentar o modelo proposto para aumentar sua precisão?

## 1.5 Objetivos

### 1.5.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver (calibrar, validar e testar) modelos de predição espacial da ocorrência de solos, bem como de suas características geotécnicas que permitam contribuir para o processo da tomada de decisão quanto à sua utilização para fins de pavimentação.

### 1.5.2 Objetivos Específicos

- Obter dados, implementar, popular e disponibilizar uma base de dados georreferenciados de informações do meio físico, da Região Metropolitana de Fortaleza, que venha a subsidiar a criação de modelos de inferência de propriedades geotécnicas.
- Determinar se é possível prever características geotécnicas de interesse à pavimentação, como Classificação TRB e CBR, a partir de variáveis biofísicas e identificar qual é o seu grau de correlação.
- Desenvolver e implementar uma metodologia para estimar atributos geotécnicos de interesse à pavimentação utilizando dados geotécnicos secundários que venham a resultar em um conhecimento prévio dessas informações.
- Avaliar a precisão dos modelos gerados para previsão da classificação TRB, CBR-N e CBR-I para o conjunto de dados testados.
- Criar uma aplicação baseada em Geoprocessamento para web, com a finalidade de disponibilizar os dados gerados pelo modelo via internet.
- Criar um modo de realimentar o modelo via internet para melhorar a precisão das estimativas a partir da introdução de informações geotécnicas de novos projetos e estudos rodoviários.

## 1.6 Estrutura da Dissertação

A Dissertação está dividida em sete capítulos. No Capítulo 1 é apresentada uma contextualização geral do trabalho, bem como os objetivos e justificativas que nortearam a pesquisa. Os Capítulos 2, 3 e 4 mostram todo o embasamento teórico e prático dos assuntos que subsidiaram este trabalho, sendo respectivamente: Formação dos Solos e Geotecnia Aplicada à Pavimentação, Geoprocessamento e Redes Neurais Artificiais, Cartografia Geotécnica e Modelagem de Solos. O Capítulo 5 detalha a metodologia proposta nesta pesquisa, bem como elenca os materiais que foram utilizados. No Capítulo 6 são apresentados, analisados e discutidos os resultados obtidos. Finalmente, o Capítulo 7 traz as conclusões e recomendações a respeito dos resultados apresentados.



## CAPÍTULO 2

### FORMAÇÃO DOS SOLOS E GEOTECNIA APLICADA À PAVIMENTAÇÃO

#### 2.1 Considerações Iniciais

Neste tópico serão elencados alguns trabalhos científicos cujo objeto de estudo tenha sido a modelagem das características geotécnicas, bem como as inter-relações entre a Geotecnia e outras variáveis que possam explicar e/ou influenciar na formação do solo e em suas características geotécnicas. Tais assuntos estão divididos em: Gênese e Formação dos Solos, Características Geotécnica dos Solos de interesse à Área de Pavimentação, Geoprocessamento e RNAs.

#### 2.2 Gênese e Formação dos Solos

A visão mais comum do solo, inicialmente proposta por DOKUCHAEV (1879) é fundamentada a partir de uma perspectiva pedológica, onde o solo é um corpo natural evolutivo que pode ser subdividido em subcompartimentos e que se formou sob a influência de cinco fatores de formação: clima, organismos, materiais de origem, relevo e tempo (BOCKHEIM *et al.*, 2005).

De acordo com a SOIL TAXONOMY (SOIL SURVEY STAFF, 1960, 1975, 1999), o solo é um corpo natural composto de sólidos (minerais e matéria orgânica), líquido e gases que ocorre na superfície da terra, ocupa espaço, e é caracterizado por horizontes ou camadas que são distinguíveis a partir dos materiais iniciais.

Para DANIELS e HAMMERS (1992), os solos são sistemas com quatro dimensões. Eles não têm simplesmente um perfil bidimensional ou variação espacial (tridimensional). Os

solos devem ser estudados no espaço e no tempo (a quarta dimensão), pois eles continuamente evoluem e nunca são estáticos para períodos longos de tempo.

SCHAETZL e ANDERSON (2005) afirmaram que para compreender a Gênese dos solos é necessário entender intensamente os processos que modelam a formação e as distribuições dos solos, porém nunca se compreenderá totalmente os padrões complexos dos solos na Terra. DANIELS e HAMMER'S (1992) alegaram ainda que é impossível interpretar os sistemas dos solos com precisão, sem uma compreensão de como a paisagem e os solos evoluíram ao longo do tempo. O tempo juntamente com outros fatores faz do solo, o sistema mais complexo dos recursos naturais.

Para estudar o solo, BOULAINÉ (1975) defendeu que é necessária uma abordagem geográfica, pois solos possuem ocorrências espaciais, variando sistematicamente através do espaço em todas as escalas. A espacialização do solo concentra-se sobre a distribuição geográfica desses, com ênfase nas suas características e inter-relações com o ambiente.

Não se podem explicar os padrões do solo sem se conhecer a sua gênese. A geografia do solo também incorpora a geomorfologia, pois não se podem explicar plenamente os padrões do solo sem o conhecimento da evolução do relevo e as rochas das quais eles são formados. Logo, a distribuição do solo envolve a evolução do solo, ou seja, as mudanças nas características dos solos ao longo do tempo, que são reflexo da multiplicidade de interações, processos e fatores, inércia e fluxos de matéria e energia dentro do solo. A geografia do solo manifesta-se em mapeamento de levantamento de solos, que são organizados em bancos de dados extremamente úteis e muito bons para a compreensão da evolução dos padrões e mapeamentos dos solos (SCHAETZL e ANDERSON, 2005).

### 2.2.1 Fatores de Formação dos Solos

DOKUCHAEV (1879) *apud* BOCKHEIM *et al.* (2005) reconheceu que o solo é uma função da interação do clima, organismos, relevo e material de origem, todos operando ao longo do tempo, ainda que considerando o solo formado, como causa dos fatores formadores e as propriedades do solo como os seus efeitos.

Segundo JENNY (1941), os fatores de formação dos solos são variáveis independentes. Esse autor a partir dessa premissa escreveu a Equação (2.1) dos fatores de formação dos solos:

$$S = f(\text{cl, o, r, p, t...}) \quad (2.1)$$

Onde: S = solo, cl = clima, o = organismos, r = relevo, p = material de origem e t = tempo.

Os processos de formação dos solos incluem todos os fatores condicionantes das propriedades dos solos formados. Esses podem variar fazendo com que eles apresentem características e propriedades que se diferenciam uns dos outros. VIEIRA (1975) descreveu os cinco fatores:

- a) **o material de origem** - geralmente é constituído de rochas (ígneas, metamórficas e sedimentares), sedimentos e material de decomposição de rochas transportadas. Vários minerais constituintes do material de origem permanecem inalterados, enquanto outros sofrem decomposição, por ação química, transformando-se em minerais extremamente úteis no solo. Materiais de origem diferentes darão origem a solos diferentes, e um mesmo material pode dar origem a solos iguais ou a solos diferentes, de acordo com os outros fatores de formação. O material de origem assume uma grande importância, visto que as propriedades e características do solo dependem, em primeiro lugar, da composição do material de origem, bastando, por exemplo, observar as diferenças

existentes entre uma Terra Roxa Estruturada (derivada do basalto) e de uma Areia Quartzosa (derivada de arenito);

- b) **o clima** - assume uma grande importância, uma vez que o solo sendo produto da ação do intemperismo sobre o material de origem, apresenta propriedades e características diferenciadas em função do clima. Isso faz com que solos formados sob o clima tropical sejam bastante intemperizados, enquanto aqueles formados sob o clima temperado são bem menos intemperizados;
- c) **os organismos** - influenciam na formação do solo, considerando-se que são fornecedores de matéria orgânica, bem como contribuem com determinados compostos orgânicos que podem promover diferenciação entre alguns solos. Dentre os organismos, destaca-se a Vegetação que fornece matéria orgânica para o solo e suas raízes contribuem para a quebra de rochas e a abertura de caminhos que facilitam a entrada de água e oxigênio que vão favorecer as reações químicas no material que o compõe;
- d) **o relevo** - influencia o solo resultante, condicionando a penetração de água no mesmo, e com isso interferindo na intensidade de intemperismo. Em áreas planas, na parte alta do relevo ocorre penetração de grande quantidade de água, com pequena formação de enxurrada, ocasionando uma lixiviação interna considerável, com a formação de solos profundos, altamente intemperizados, bastante ácidos. Em áreas de maior declividade, a penetração de água é menor, com formação de mais enxurrada, ocasionando uma lixiviação menos intensa, e formando solos mais rasos, menos intemperizados, menos ácidos. Nas áreas de baixada, ocorre ganho de material seja por meio da enxurrada, seja através do lençol freático, sem ocorrência de lixiviação, formando solos rasos, não muito intemperizados e não muito ácidos.

- e) **o tempo** - é um fator formador do solo, uma vez que essa formação é resultado de reações químicas, bem como da ação das forças físicas de atração de partículas que demandam tempo para se manifestarem. Certas reações requerem mais tempo que outras, fazendo com que haja solos que demoram mais tempo para atingirem seu ponto de equilíbrio.

### 2.2.2 Constituintes Físicos dos Solos

Ao observar um determinado volume de solo, verifica-se que o mesmo é constituído de partículas sólidas, em íntimo contato entre si, e de espaços entre essas partículas. Esses espaços, denominados poros ou vazios, permitem a constatação de que o solo é um corpo poroso constituído de material sólido e de poros com dimensões variadas (EMBRAPA, 1999).

VIEIRA e VIEIRA (1983) afirmam que nos diferentes solos, a distribuição dos sólidos e poros varia da mesma forma. Essa distribuição também varia em um mesmo solo, em função da profundidade, práticas agrícolas, processos de formação e outros. Para esses autores os componentes do solo são representados por três partes:

- i. **a parte sólida** é representada pela fração mineral e fração orgânica, sendo a primeira formada pelos minerais constituintes do material de origem (rocha) e pelos minerais formados como resultados do seu intemperismo. Tais minerais possuem dimensões variadas, sendo classificados em função desse tamanho. Os minerais que constituíam o material de origem e que passam para o solo sem sofrer alterações são denominados minerais primários, enquanto que os minerais formados pelo intemperismo são denominados minerais secundários. Dentre os minerais secundários, destacam-se os minerais de argila, os quais, por apresentarem cargas elétricas na superfície, assumem uma importância muito grande no que se refere ao armazenamento de cátions e ânions.

Esses minerais não estão dispostos no solo uns sobre os outros, mas encontram-se agregados por agentes cimentantes, gerando, dessa forma, um volume bastante grande de poros. A fração orgânica é representada pelos restos animais (excrementos e carcaças) e restos vegetais (folhas, galhos, raízes mortas e restos de cultura) em todos os seus estágios de decomposição, sendo que os restos vegetais têm um significado muito maior como fonte de matéria orgânica para o solo. A matéria orgânica é encontrada principalmente na camada superficial do solo que se decompõe até constituir o húmus, matéria orgânica na forma coloidal, e atribui ao solo uma coloração mais escura. No clima tropical, como é o caso do nordeste brasileiro, a matéria orgânica decompõe-se rapidamente, porém, de uma maneira geral, seu teor não sofre muita alteração, uma vez que, enquanto ela sofre decomposição, mais matéria orgânica é adicionada ao solo.

- ii. **a parte líquida** do solo vem a ser a água do solo, porém na realidade trata-se de uma solução, uma vez que a água contém minerais (cátions e ânions) dissolvidos. Essa água fica retida nos microporos e é drenada para as camadas mais profundas do solo, pela ação da gravidade, quando está nos macroporos, os quais são responsáveis pela aeração do solo.
- iii. **a parte gasosa** é o ar do solo que possui a mesma composição qualitativa do ar atmosférico (possui os mesmos componentes), porém difere quantitativamente, possuindo teores mais elevados de dióxido de carbono ( $\text{CO}_2$ ) e teores mais baixos de oxigênio ( $\text{O}_2$ ), visto que os organismos do solo respiram, consumindo oxigênio e liberando dióxido de carbono. Processos naturais, como variações na pressão barométrica e de temperatura, chuvas, etc., promovem a renovação do ar do solo, propiciando sempre um bom suprimento de oxigênio para as raízes das plantas.

Os três constituintes dos solos conferem a ele diversas propriedades físicas que possuem um papel significativo para a compreensão e aplicação desses materiais em diversas áreas. Dentre as propriedades dos solos destacam-se: textura, estrutura, densidade, porosidade, consistência, e outras, sendo que a primeira é a mais importante característica do solo para aplicação em Engenharia Geotécnica para fins de pavimentação.

Para PINTO (2002), a principal característica física do solo para a Geotecnia é a textura que será descrita a seguir. A textura está bastante relacionada com a utilização e produtividade do solo. A textura diz respeito às dimensões e características das partículas primárias do solo e é utilizada para classificar os solos qualitativamente para o uso em pavimentação rodoviária ou engenharia em geral. As partículas do solo são agrupadas em função do tamanho, sendo divididas em três frações:

- **a fração areia** é constituída quase que essencialmente de quartzo, apresenta aspereza ao tato, é responsável pelo aparecimento de macroporos, e, portanto pela aeração do solo; retém pouca água e compreende partículas de dimensões entre 2 e 0,05mm;
- **a fração silte** é constituída em sua maior parte por quartzo, apresenta a sensação de serosidade (sensação de seda) ao tato, promove o aparecimento de poucos poros, podendo causar adensamento do solo; retém pouca água e compreende partículas de dimensões entre 0,05 e 0,002mm;
- **a fração argila** é constituída em sua maior parte por minerais de argila, apresenta sensação de untuosidade (sensação de talco) ao tato, promove a estruturação do solo, fazendo com que ocorra o aparecimento de um alto volume de poros, principalmente de microporos; retém muita água e compreende partículas com dimensões menores que 0,002mm.

### 2.3 Algumas Informações Geotécnicas dos Solos de Interesse na Pavimentação

A Geotecnia ou Geologia de Engenharia utiliza-se da Mecânica dos Solos para estudar a melhor aplicação dos solos em engenharia. Para fins de pavimentação, considera-se o solo como todo material inconsolidado ou parcialmente consolidado, inorgânico ou não, que possa ser escavado sem o emprego de técnicas especiais, como por exemplo explosivos. Para se praticar a pavimentação é necessário conhecer a totalidade de suas propriedades físicas e químicas, pois são com os solos e sobre os solos que são construídos os pavimentos (DNIT, 2006).

Na engenharia rodoviária é comum a adoção de um sistema de classificação de solos para prever as suas propriedades. A classificação TRB (*Transportation Research Board*) tem sido a mais utilizada para esse fim, embora existam outros métodos também consagrados no Brasil, como, por exemplo, a classificação MCT (Miniatura, Compactado, Tropical) idealizada por NOGAMI e VILLIBOR (1981).

Para o dimensionamento de estruturas de pavimentos, utilizam-se no Brasil principalmente dois parâmetros de resistência mecânica: (a) o Índice de Suporte Califórnia (ISC ou CBR em inglês), usado no dimensionamento empírico convencional do DNIT (Departamento Nacional de Infraestrutura e Transportes) e (b) o Módulo de Resiliência (MR) usado na Mecânica dos Pavimentos para o dimensionamento mecanístico-empírico. Destaque-se que esta investigação utilizará a classificação rodoviária dos solos TRB e o valor de resistência dos solos CBR para criar três modelos de estimativas de localização e ocorrência dessas características, conforme poderá ser visto em capítulos que se seguem.

A classificação do TRB usa a análise granulométrica por peneiramento e a determinação dos limites de liquidez e de plasticidade para classificar os solos. Já o CBR pode ser explicado como sendo a medida de resistência à penetração de uma amostra saturada compactada segundo o método Proctor. O valor da resistência à penetração é computado em



porcentagem, sendo que 100% é o valor correspondente à penetração em uma amostra de brita graduada de elevada qualidade que foi adotada como padrão de referência na época da concepção do ensaio.

Este capítulo ainda fará menções, mesmo que sucintas, ao MR e ao MCT, devido acreditar-se que a metodologia apresentada também pode ser empregada na previsão destes dois parâmetros, porém não serão realizadas neste trabalho devido a inexistência de informações suficientes a uma modelagem desta natureza.

### **2.3.1 *California Bearing Ratio (CBR)***

O ensaio para a determinação do CBR foi concebido no final da década dos anos 20 para avaliar o potencial de ruptura do subleito, uma vez que esse era o defeito mais frequentemente observado nas rodovias do estado da Califórnia naquele período. O ensaio foi concebido, portanto, para avaliar a resistência do material frente aos deslocamentos significativos, sendo obtida por meio de ensaio penetrométrico em laboratório.

Foram selecionados os melhores materiais granulares de bases de pavimentos com bom desempenho, à época da pesquisa de campo californiana, e a média de resistência à penetração no ensaio CBR foi estabelecida como sendo o valor de referência ou padrão equivalente a 100%. Todos os materiais são referenciados por um valor em porcentagem, representando o quão melhor ou pior é sua resistência no ensaio CBR por comparação com aqueles materiais granulares de referência na época testados. Assim, podem ser encontrados valores de CBR bem baixos, da ordem de unidades, a valores acima de 100%.

A resistência ou capacidade de suporte CBR foi correlacionada empiricamente com o desempenho das estruturas levando a um método de dimensionamento de pavimentos que fixa espessuras mínimas da estrutura dependendo do índice de suporte do subleito, de modo a

limitar tensões e protegê-lo da ruptura. Esse método serviu como referencial para o desenvolvimento de outros métodos, como o do Corpo de Engenheiros norte-americano e, mais tarde, o método brasileiro do DNER de 1966 e revisto em 1981.

A resistência no ensaio CBR é uma resposta que combina indiretamente a coesão com o ângulo de atrito do material. O CBR é expresso em porcentagem, sendo definido como a relação entre a pressão necessária para produzir uma penetração de um pistão em um corpo de prova de solo ou material granular e a pressão necessária para produzir a mesma penetração no material padrão referencial.

O ensaio de CBR, é regido no Brasil pela norma DNER-ME 049/94, consiste de forma sucinta nas seguintes etapas: compactação do corpo de prova, imersão dos corpos de prova em água para medida de expansão axial e ensaio de penetração.

O teste de penetração é feito através do puncionamento na face superior de uma amostra por um pistão com aproximadamente 50 mm de diâmetro, sob uma velocidade de penetração de 1,25 mm/min. Anotam-se, ou registram-se no caso de equipamento automatizado, as pressões do pistão e os deslocamentos correspondentes, de forma a possibilitar a construção de uma curva pressão-penetração, na qual se definem os valores de pressão correspondentes a 2,54 mm (0,1 polegadas) e 5,08 mm (0,2 polegadas). O CBR é calculado para as penetrações de 2,54 mm e 5,08 mm seguindo as Expressões 2.3 e 2.4:

$$CBR_{0,1"} = \frac{P_{0,1"}}{70} 100 \quad (2.3)$$

$$CBR_{0,2"} = \frac{P_{0,2"}}{105} 100 \quad (2.4)$$

Onde:

$P_{0,1''}$  = pressão correspondente à penetração de 2,54mm (ou 0,1'') em kgf/cm<sup>2</sup>;

$P_{0,2''}$  = pressão correspondente à penetração de 5,08mm (ou 0,2'') em kgf/cm<sup>2</sup>;

Nas Expressões 2.3 e 2.4, os valores 70 e 105 correspondem, respectivamente, aos valores de pressão padrão do material de referência à penetração de 0,1'' e 0,2''. O CBR é o maior valor entre os dois calculados  $CBR_{0,1''}$  e  $CBR_{0,2''}$ .

### 2.3.2 Módulo de Resiliência (MR)

Pode-se afirmar que o Módulo de Resiliência (MR) é uma propriedade mecânica do solo. Na pavimentação esse conceito foi introduzido por Hveem em 1955. Para Hveem (1955) o trincamento dos revestimentos betuminosos originava-se na deformação elástica das camadas subjacentes do pavimento que gerava excessivos esforços de tração nos revestimentos. O termo resiliente refere-se a quando um material é solicitado por cargas repetidas, no caso do tráfego, aplicadas em frações de segundos. Essas cargas provocam deslocamentos verticais transientes nos materiais. Uma vez cessada a ação das cargas, parte desse deslocamento se torna permanente, não recuperável, e parte é resiliente, recuperável.

Matematicamente, o Módulo de Resiliência (MR), ver equação 2.5, é definido como a razão entre a tensão desvio ( $\sigma_d$ ) aplicada repetidamente e a deformação específica resiliente correspondente ( $\epsilon_r$ ).

$$M_R = \sigma_d / \epsilon_r \quad (2.5)$$

Onde:

$M_R$  = Módulo de Resiliência;

$\sigma_d = \sigma_1 - \sigma_3$  = tensão desvio;

$\sigma_1$  = tensão axial cíclica;

$\sigma_3$  = tensão de confinamento;

$\epsilon_r$  = deformação recuperável ou resiliente.

O procedimento de laboratório utilizado para obtenção do Módulo de Resiliência do solo é o ensaio triaxial cíclico (DNIT 134/2010 – ME). Os ensaios triaxiais de cargas repetidas objetivam reproduzir em laboratório as condições de carregamento impostas aos materiais quando submetidos às cargas de tráfego na estrutura do pavimento. Os ensaios de carga repetida em que a força vertical aplicada atua sempre no mesmo sentido de compressão, de forma cíclica, de zero a um valor máximo, sendo depois descarregada até anular-se, para ser aplicada novamente após certo intervalo de repouso, visam simular tais condições. A velocidade e o fluxo de tráfego são simulados respectivamente pelo tempo de pulso e a frequência da carga aplicada.

O ensaio de MR tem basicamente duas fases, a primeira é chamada fase de condicionamento e objetiva reduzir a influência das grandes deformações plásticas e reduzir o efeito da história de tensões no valor do Módulo de Resiliência. É na verdade uma sequência de carregamentos dinâmicos (maiores detalhes consultar em DNIT 134/2010 – ME) que permite dotar o material de uma condição como de “pré-adensamento”. A obtenção dos valores de MR é feita na segunda fase do ensaio, onde para cada par de tensões  $\sigma_d$  (tensão desvio) e  $\sigma_3$  (tensão confinante) aplicado é feita a medição da deformação resiliente (maiores detalhes consultar em DNIT 134/2010 – ME). O Módulo de Resiliência é então calculado,

obtendo-se, por regressão linear, os valores de  $K_i$  dos modelos de comportamento resiliente adotados.

### 2.3.3 Modelos Resilientes

Os solos têm seu comportamento tensão-deformação expressos por duas parcelas principais, a parcela relativa à deformação elástica, que cessa quando a estrutura é descarregada, e a parcela plástica, que dá origem a deformações permanentes, não recuperáveis com a retirada das cargas. Para quantificação da deformabilidade elástica desses materiais, utiliza-se o Módulo de Resiliência (MR).

Uma característica marcante no comportamento dos solos é que os mesmos tendem a uma relação tensão-deformação não linear, ou seja, na maioria dos materiais utilizados há uma grande dependência em relação ao estado de tensões vigente. Sendo assim, foram criados diversos modelos que expressam o MR em função das tensões aplicadas aos materiais, especialmente a Tensão Desvio ( $\sigma_d$ ) e a Tensão Confinante ( $\sigma_3$ ).

Os modelos matemáticos para obtenção dos valores de MR em função das tensões e deformações aplicadas aos corpos de prova de solos foram pioneiramente propostos por Hicks (1970), e BARKSDALE e HICKS (1973), separados em três equações, sendo uma para utilização em solos de comportamento granular (Equação 2.6) e os outros dois para solos de comportamento coesivo (Equações 2.7 e 2.8).

$$MR = k_1 \sigma_3^{k_2} \quad (2.6)$$

$$MR = k_2 + k_3 (k_1 - \sigma_d), \text{ para } \sigma_d < k_1 \quad (2.7)$$

$$MR = k_2 + k_4 (\sigma_d - k_1), \text{ para } \sigma_d > k_1 \quad (2.8)$$

SVENSON (1980) propôs para cálculo do MR de solos coesivos, o modelo representado pela Equação (2.9), em escala log-log, com  $k_2$  negativo.

$$MR = k_1 \sigma_d^{k_2} \quad (2.9)$$

ARANOVICH (1985) propôs o modelo conhecido como combinado ou misto, conforme as Equações (2.10) e (2.11).

$$MR = [k_2 + k_3 (k_1 - \sigma_d)] \sigma_3 k_5, \text{ para } \sigma_d < k_1 \quad (2.10)$$

$$MR = [k_2 + k_4 (\sigma_d - k_1)] \sigma_3 k_5, \text{ para } \sigma_d > k_1 \quad (2.11)$$

O modelo conhecido como K- $\theta$ , apresentado na Equação (2.12), considera para cálculo do valor de MR o 1º Invariante de Tensões, ou seja, são levadas em conta todas as tensões principais aplicadas ao corpo-de-prova no ensaio triaxial de cargas repetidas (ALLEN e THOMPSON, 1974 *apud* MACÊDO, 1996).

$$MR = k_1 \theta^{k_2} \quad (2.12)$$

Pesquisas têm mostrado que o modelo que melhor se adéqua aos solos da RMF é o modelo desenvolvido por MACÊDO (1996), conhecido como Modelo Composto, por ser capaz de eliminar as dificuldades quanto à necessidade de definição prévia do comportamento resiliente dos solos. A Equação 2.13 mostra a equação do modelo composto.

$$MR = k_1 \sigma_3^{k_2} \sigma_d^{k_3} \quad (2.13)$$

Ainda há outros modelos de comportamento resilientes para solos e materiais utilizados em pavimentação, contudo para esse trabalho os modelos apresentados são suficientes para o entendimento do comportamento mecânico dos solos.

## 2.4 Principais Classificações de Solos para Finalidades rodoviárias

### 2.4.1 A Classificação HRB ou TRB

A classificação TRB, antes chamada de classificação HRB (*Highway Research Board*), é resultante de alterações da classificação do *Bureau of Public Roads* (BPR), originalmente apresentada em 1929. A proposta era estabelecer uma hierarquização para os solos do subleito a partir da realização de ensaios simples e realizados de forma corriqueira: a análise granulométrica por peneiramento e a determinação dos limites de liquidez e de plasticidade (CHAVES, 2000).

Publicada nos anais da HRB em 1945, uma nova versão da classificação propôs a subdivisão de alguns dos grupos da classificação original e introduziu o conceito de índice de grupo (IG) que é um número inteiro que fornecia subsídios para o dimensionamento de pavimentos. O IG pode ser calculado através do uso da Equação (2.2).

$$IG = 0,2 \times a + 0,005 \times a \times c + 0,01 \times b \times d \quad (2.2)$$

Onde:

a = % do material que passa na peneira de N° 200, menos 35;

caso esta % for >75, adota-se a = 40; caso esta % seja < 35, adota-se a = 0;

b = % do material que passa na peneira de N° 200, menos 15;

caso esta % for  $>55$ , adota-se  $b = 40$ ; caso esta % seja  $< 15$ , adota-se  $b = 0$ ;

$c =$  valor de limite de liquidez (LL) menos 40;

caso o LL  $> 60\%$ , adota-se  $c = 20$ ; se o LL  $< 40\%$ , adota-se  $c = 0$ ;

$d =$  valor de índice de plasticidade (IP) menos 10;

caso o IP  $> 30\%$ , adota-se  $d = 20$ ; se o IP  $< 10\%$ , adota-se  $d = 0$ .

Recomendada pela AASHTO, a classificação TRB tem sido aplicada no reconhecimento de solos para construção de pavimentos rodoviários em todo o mundo. Nessa classificação, os solos são divididos de forma geral, em dois grandes grupos: os materiais granulares (% passante na peneira nº 200  $\leq 35\%$ ), ou materiais silto-argilosos (% passante na peneira nº 200  $> 35\%$ ).

Através de uma tabela classificatória, os solos são separados em grupos e subgrupos por meio de processo de eliminação a partir do lado esquerdo para o lado direito e de cima para baixo da referida tabela. O primeiro grupo, a partir da esquerda e de baixo para cima, com o qual os valores encontrados coincidirem, será a classificação correta (DNIT, 2006). A Tabela 2.1 traz a classificação TRB dos solos segundo AASTHO (DNIT, 2006).



Tabela 2.1– Classificação TRB – AASTHO (Adaptado de DNIT, 2006).

CLASSIFICAÇÃO GERAL	MATERIAIS GRANULARES (35% OU MENOS PASSANDO NA PENEIRA Nº. 200)						MATERIAIS SILTO-ARGILOSOS (MAIS DE 35% PASSANDO NA PENEIRA Nº. 200)				
	Classificação em Grupos	A - 1		A - 3	A - 2				A - 4	A - 5	A - 6
A - 1 - a		A - 1 - b	A - 2 - 4		A - 2 - 5	A - 2 - 6	A - 2 - 7	A - 7 - 5			
										A - 7 - 6	

## Granulometria

% passando na peneira:

Nº. 10 (2,0 mm)	50 máx.										
Nº. 40 (0,42 mm)	30 máx.	30 máx.	51 mín.								
Nº. 200 (0,074mm)	15 máx.	25 máx.	10 máx.	35 máx.	35 máx.	35 máx.	35 máx.	36 mín.	36 mín.	36 mín.	36 mín.

Característica da fração passando na peneira nº. 40:

Limite de Liquidez (%)				40 máx.	41 mín.	40 máx.	41 mín.	40 máx.	41 mín.	40 máx.	41 mín.
Índice de Plasticidade (%)	6 máx.	6 máx.	NP	10máx.	10 máx.	11 mín.	11 mín.	10 máx.	10 máx.	11 mín.	11 mín.
Índice de Grupo (IG)	0	0	0	0	0	4 máx.	4 máx.	8 máx.	12 máx.	16 máx.	20 máx.

Materiais constituintes	Fragmentos de pedra, pedregulho fino e areia	Areia Fina	Pedregulhos ou areia siltosas ou argilosas				Solos siltosos			Solos argilosos	
Comportamento como subleito	Excelente a bom						Sofrível a Mau				

\* O IP do Grupo A-7-5 é igual ou menor que o LL menos 30.

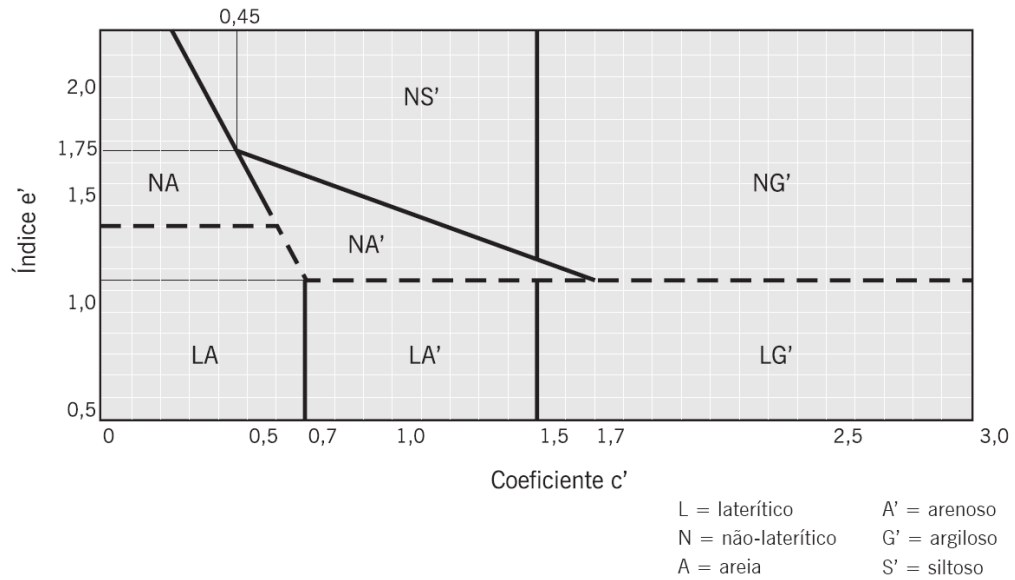
#### **2.4.2 Classificação MCT (Miniatura, Compactada, Tropical)**

Os materiais granulares com frações mais finas (passantes na peneira N° 200) tradicionalmente são limitados como materiais de construção de pavimentos. Isso ocorre devido à quantidade de finos, que na maior parte das vezes reduzem a permeabilidade dos materiais e sua rigidez, aumentam sua deformabilidade e, principalmente, aumentam a expansão volumétrica em presença de água, o que causa também uma redução da sua resistência. Ocorre que essas características indesejadas dos finos podem não ser observadas em solos tropicais, cuja natureza, estrutura e propriedades mecânicas podem diferir substancialmente dos solos finos que ocorrem nas regiões de clima frio e temperado, locais onde a maior parte da tecnologia de pavimentação foi concebida e desenvolvida.

Com o desenvolvimento dos países de clima tropical, notoriamente com a construção de obras geotécnicas de grande vulto, como estradas, barragens, aterros etc., observou-se uma inconsistência entre as propriedades esperadas dos solos finos e as que realmente eles possuíam. A prática da engenharia mostrou que as técnicas tradicionais de classificação e hierarquização aplicadas aos solos tropicais lateríticos eram inadequadas, pois não inferiam corretamente as propriedades mecânicas desses materiais.

NOGAMI e VILLIBOR (1981) publicaram a classificação MCT (Miniatura, Compactada Tropical) que é aplicada aos solos tropicais para uso em obras viárias. A classificação tem como finalidade principal separar solos de comportamento laterítico (representados pela letra L) daqueles de comportamento não-laterítico (representados pela letra N), uma vez que os lateríticos exibem propriedades, no geral, peculiares como elevada resistência, baixa expansibilidade apesar de serem plásticos e apresentarem baixa deformabilidade.

A classificação MCT classifica os solos em 7 grupos, sendo 3 de comportamento laterítico (L) e 4 de comportamento não-laterítico (N). A Figura 2.1 ilustra a classificação MCT. Para maiores detalhes recorrer à publicação de Nogami e Villibor (1981).



**Figura 2.1 – Classificação MCT. Fonte (Nogami e Villibor, 1981).**

## CAPÍTULO 3

### GEOPROCESSAMENTO E REDES NEURAS ARTIFICIAIS

#### 3.1 Geoprocessamento e Sistemas de Informações Geográficas (SIG)

Segundo CÂMARA *et al.* (1996), o termo Geoprocessamento denota o ramo do conhecimento que utiliza técnicas matemáticas e computacionais para o tratamento da informação geográfica e que vem influenciando de maneira crescente as áreas de cartografia, análise de recursos naturais, transportes, comunicações, energia e planejamento urbano e regional. As ferramentas computacionais para Geoprocessamento, chamadas de sistemas de informação geográfica (SIG), permitem realizar análises complexas, ao integrar dados de diversas fontes e ao criar bancos de dados georreferenciados. Tornam ainda possível automatizar a produção de documentos cartográficos.

Conforme Valente (1999), Geoprocessamento é o conjunto de tecnologias capazes de realizar a coleta, o processamento e a manipulação de informações espaciais. A obtenção de dados pode ser realizada por meio de técnicas de sensoriamento remoto orbital ou sub-orbital, cadastramentos urbanos ou rurais, mapas temáticos ou levantamentos topográficos. O armazenamento, o processamento e a manipulação das informações georreferenciadas são operações que podem ser processadas no computador por meio de Sistemas CAD (*Computer Aided Design*), Sistemas de Processamento de Imagens Digitais e Sistemas de Informações Geográficas (SIG).

Carvalho *et al.* (2000) definem Geoprocessamento como um termo bastante amplo, que engloba diversas tecnologias de tratamento e manipulação de dados geográficos, em programas computacionais. Dentre essas tecnologias destacam-se o sensoriamento remoto, a

digitalização de dados, a automação e tarefas cartográficas, a utilização de Sistema de Posicionamento Global (GPS) e os Sistemas de Informações Geográficas.

### **3.1.1 Os Sistemas de Informações Geográficas (SIG)**

O termo Sistemas de Informações Geográficas, ou Sistemas de Informações Georreferenciadas, ou ainda Sistemas de Informações Geoespaciais, abreviadamente SIG, se referem a um conjunto de sistemas que realizam o tratamento computacional de dados geográficos e que permitem o acesso às informações alfanuméricas e de localização espacial. Esses sistemas oferecem ao usuário (urbanista, planejador, engenheiro) uma visão global dos dados referentes ao meio analisado, estudando a inter-relação entre eles e a base que é fundamentalmente única e comum: a localização geográfica.

Não existe um conceito único que defina SIG. Todas as definições encontradas na literatura retratam a multiplicidade de usos e conceitos desta tecnologia. Isso se deve à utilização dos SIGs pelas mais diversas áreas científicas ou domínios da atividade humana (recursos naturais, planejamento urbano, agricultura, geografia, informática, etc.), direcionando a utilização interdisciplinar entre as áreas do conhecimento. Em virtude disso, os conceitos de SIG variam de acordo com a área ou o domínio para o qual é utilizado.

Para CÂMARA *et al.* (1996) o termo SIG é aplicado para sistemas que realizam o tratamento computacional de dados geográficos. A principal diferença de um SIG para um sistema de informação convencional é sua capacidade de armazenar tanto os atributos descritivos, como as geometrias dos diferentes tipos de dados geográficos. Assim, para cada furo (ponto) em um cadastro de sondagens, por exemplo, um SIG guarda, além de informações descritivas como numeração do furo de sondagem e endereço, a informação

geométrica a partir das coordenadas geográficas do furo de sondagem. A partir desses conceitos, é possível indicar as principais características do SIG:

- a) inserir e integrar, em uma única base de dados, informações espaciais provenientes de meio físico-biótico, de dados censitários, de cadastros urbano e rural, e outras fontes de dados como imagens de satélite, e GPS;
- b) oferecer mecanismos para combinar as várias informações, por meio de algoritmos de manipulação e análise, bem como para consultar, recuperar e visualizar o conteúdo da base de dados geográficos.

Numa visão geral, pode-se indicar que um SIG tem os seguintes componentes que se relacionam de forma hierárquica (ver Figura 3.1), tais como:

- I. Interface homem-máquina, que define como o sistema será operado e controlado;
- II. Mecanismos de processamento de dados espaciais. Entrada e integração de dados;
- III. Funções de consulta e análise espacial;
- IV. Mecanismos de visualização e plotagem;
- V. Gerência de banco de dados geográficos e armazenamento dos dados espaciais e seus atributos.

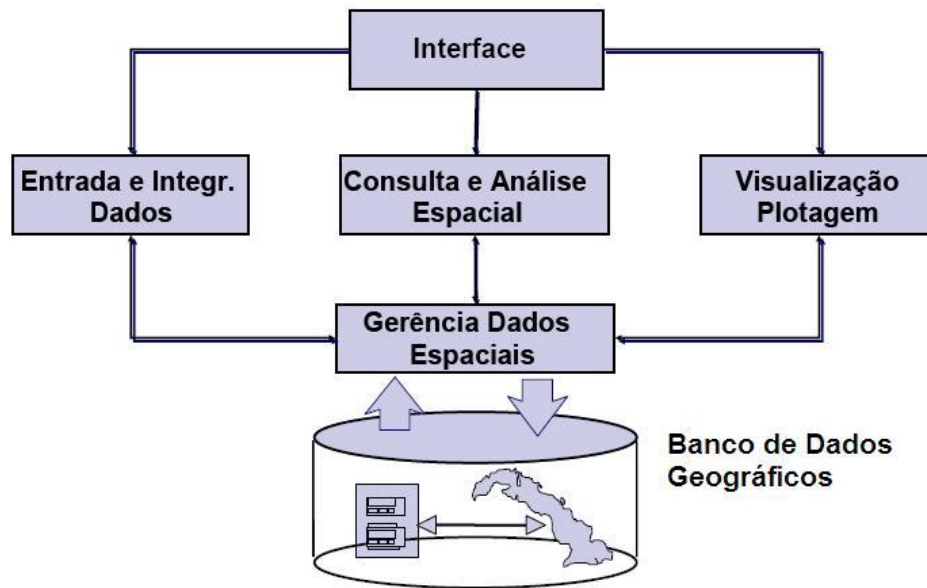


Figura 3.1 - Arquitetura de Sistemas de Informação Geográfica, adaptado de (CÂMARA *et al.*, 1996).

CARNEIRO (1999) comenta que a conveniência de um SIG não reside somente na questão da lógica do armazenamento, mas também e, principalmente, em uma abordagem tecnológica mais abrangente. Essa abordagem envolve a integração de dados, a combinação, a consulta, a recuperação e a atualização da informação disponível, proporcionando amplo embasamento para interpretações e sínteses dos fatores constituintes da natureza, sobretudo para os fins de planejamento e gestão.

Devido à sua versatilidade, os SIGs comportam diferentes tipos de dados e aplicações, em várias áreas do conhecimento, são exemplos: a otimização de tráfego, o controle cadastral, o gerenciamento de serviços de utilidade pública, demografia, cartografia, administração de recursos naturais, monitoramento costeiro, controle de epidemias, planejamento urbano, entre outros.

### 3.1.2 Representação Digital de Dados Geográficos

Segundo CÂMARA *et al.* (1996) a representação computacional de dados geográficos é o resultado da transposição da realidade para o computador e essa operação requer uma série

complexa de mediações. Primeiro é preciso dar nomes às entidades da realidade (universo ontológico). Depois, gerar modelos formais que as descrevam de forma precisa (universo formal). A seguir, escolher as estruturas de dados e algoritmos que melhor se adaptam a estes modelos formais. Por fim, fazer a implementação em um suporte computacional apropriado (universo de implementação). A Figura 3.2 apresenta esses universos.

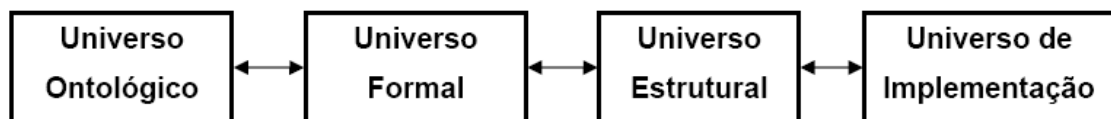


Figura 3.2 – Paradigma dos quatro universos de representação geográfica (CÂMARA *et al.*, 1996).

Toda essa estrutura tem como principal finalidade proporcionar ao usuário o reconhecimento e a aquisição de informações, de forma correta e clara, a respeito do espaço representado. Porém, de todos os universos citados, o universo estrutural tende a uma discussão semântica no meio cartográfico, pois trata dos elementos que representam as entidades geográficas, de maneira que o propósito do mapa determina a simbologia que deve ser usada para representar de forma adequada às características do fenômeno geográfico a que se refere.

De acordo com ARONOFF (1995) e BURROUGH e McDONNELL (1998) existem dois tipos de estrutura de dados gráficos no SIG: estrutura vetorial e *raster*. Na estrutura vetorial, os objetos do mundo real são representados através de pontos, linhas e polígonos, onde a posição de cada objeto é definida para um sistema de coordenadas. Na estrutura *raster* o espaço é dividido em células, a posição geográfica do objeto é definida através de linhas e colunas. A Figura 3.3 mostra os objetos na representação vetorial e *raster*.



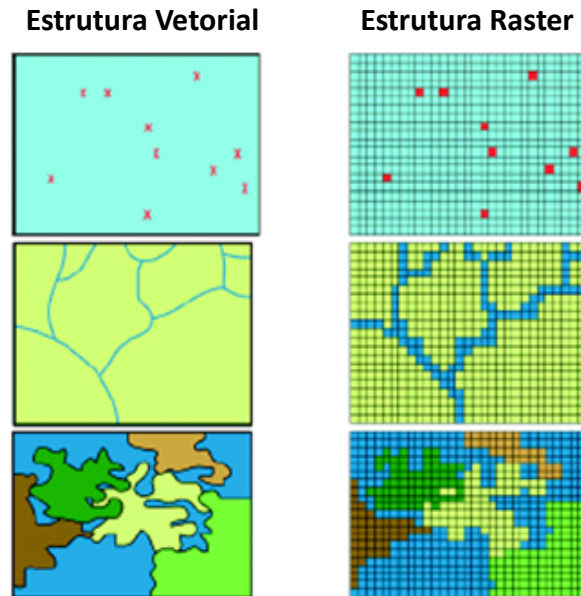


Figura 3.3 – Representação das Estruturas Vetorial e Raster.

### 3.1.3 Banco de Dados

CÂMARA e QUEIROZ (2006) afirmam que a construção de uma base com informações e dados geográficos é um processo demorado e trabalhoso, onde se gasta a maior parte dos recursos. Portanto, uma base com informações de dados geográficos (banco de dados digital) precisa ter:

- a) Metodologia consistente - definição única dos atributos, padrões de interpretação dos dados e dos procedimentos a serem executados;
- b) Identidade de objetos - definição da articulação dos mapas (recortes arbitrários do espaço) que deverão compor a área de trabalho e identidade única dos objetos;
- c) Suporte a múltiplas escalas e projeções - os objetos além de serem únicos no banco de dados, podem ter várias representações, por exemplo, um rio pode ser representado por uma linha em uma escala e por um polígono em outra;

d) Acesso aos dados.

O modelo de banco de dados mais usado em SIG são os Bancos de Dados Geo-relacionais, onde os atributos descritivos de cada objeto são organizados em formato tabular, as linhas correspondem aos dados e os nomes das colunas correspondem aos nomes dos atributos. Cada valor da tabela está associado a um objeto geográfico, cada objeto geográfico está associado a um identificador único ou rótulo, através do qual é feita uma ligação lógica entre seus atributos e sua representação espacial.

A análise das informações obtidas através dos dados inseridos em um SIG pode auxiliar o processo da tomada de decisão através da possibilidade de uma abordagem sistêmica e visão espacializada de um determinado problema. Não se deve perder a perspectiva de que essas análises serão realizadas sobre um modelo e, quanto mais realista for este modelo, provavelmente, mais adequada será a decisão a ser tomada. Existem diversas técnicas com diferentes fundamentações que podem e devem auxiliar os tomadores de decisão, entre elas estão as RNAs.

### 3.2 Redes Neurais Artificiais (RNAs)

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) são técnicas de Inteligência Artificial (IA) que tentam simular o funcionamento do cérebro humano em sistemas computacionais de maneira simplificada. Para isso são usados sistemas paralelos distribuídos compostos por unidades de processamento simples (nodos) que calculam determinadas funções matemáticas (normalmente não lineares). Essas unidades são dispostas em uma ou mais camadas e interligadas por um grande número de conexões, geralmente unidirecionais. As RNAs vêm sendo utilizadas por várias áreas de estudos para resolver diferentes problemas através de

aplicações diversas. Atualmente um dos principais usos são aplicações que trabalham com simulação de dados.

HAYKIN (2001) descreveu as redes neurais artificiais como um processador maciçamente paralelamente distribuído de unidades de processamento simples, através dos quais se pode armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para uso posterior.

As RNAs são constituídas de neurônios artificiais, projetados para um comportamento similar ao neurônio biológico, assemelhando-se ao cérebro em dois aspectos principais: o primeiro se refere ao conhecimento que é adquirido pela rede a partir de seu ambiente através de um processo de aprendizagem. Já o segundo aspecto leva em consideração as forças de conexão entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, que são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido (HAYKIN, 2001).

A investigação da dissertação aqui desenvolvida não pretende propor nenhuma teoria para o melhoramento, aprofundamento ou entendimento das RNAs, mas apenas estudar sua aplicação como ferramenta de modelagem dedicada à geração das estimativas de informações georreferenciadas a partir de dados oriundos da Geotecnia e de atributos biofísicos.

### **3.2.1 Histórico das RNAs**

Ainda na década de 1940, mais precisamente em 1943, o neuro-anatomista e psiquiatra Warren McCulloch e o matemático Walter Pitts desenvolveram o primeiro modelo artificial de um neurônio biológico. Nesse trabalho eles se concentraram em descrever um modelo artificial de um neurônio e apresentar suas capacidades computacionais. Mais tarde, outros pesquisadores começaram a desenvolver estudos sobre o aprendizado de redes biológicas e artificiais e sobre sua capacidade de executar determinadas funções conforme pode ser consultado em BRAGA *et al.* (2000).

O histórico das publicações que envolvem RNAs é bem extenso, contudo apresenta-se na Tabela 3.1 um resumo cronológico feito por BOCANEGRA (2002) e ZAMPIERE (2006) de algumas das principais publicações sobre esse tema.

**Tabela 3.1 - Estado da Arte em RNAs, Fonte: BOCANEGRA (2002) e ZAMPIERE (2006).**

ANO	PESQUISADOR	PUBLICAÇÃO	AVANÇO
1943	Warren McCulloch e Walter Pitts	“ <i>A logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity</i> ”	Concentrou-se em descrever um modelo de neurônio e apresentar suas capacidades.
1949	Donald Hebb	“ <i>The Organization of Behavior</i> ”	Explica a teoria do aprendizado existente entre nodos biológicos e o reforço das ligações sinápticas entre os nodos excitados. Propôs que o cérebro humano muda suas conexões ao aprender, excitando novos agrupamentos neurais conforme executa tarefas.
1958	Frank Rosenblatt	“ <i>Principles of Neurodynamics</i> ”	Introduziu o modelo <i>perceptron</i> baseado nos conceitos de Pitts e McCulloch. Aborda, ainda: aprendizado supervisionado; sinapses ajustáveis; limitações nas funções lógicas.
1967	Widrow e Hoff		Adaline ( <i>Adaptative linear element</i> ); lei de aprendizado; saídas analógicas ao invés de saídas binárias; reconhecimento de padrões.
1969	Minsky e Papert	“ <i>Perceptrons</i> ”	Provaram formalmente que uma rede formada de uma única camada de neurônios, independentemente do algoritmo de aprendizagem, é capaz de resolver o problema de associação de padrões apenas quando os conjuntos são linearmente separáveis.
1982	John Hopfield		Propriedades associativas das RNAs.
1986	Rumelhart, Hilton e Williams		Algoritmo de retro propagação ( <i>backpropagation</i> ) ou algoritmo de correção de erros.

### 3.2.2 O Neurônio Biológico

No cérebro humano a comunicação é realizada através de impulsos elétricos que se propagam nas células que compõem o sistema nervoso. Essas células, os neurônios, são compostas por milhares de fibras nervosas, conhecidas como dendritos, que por sua vez se conectam ao corpo celular ou soma do neurônio e funcionam como enlaces de entrada.

Segundo HAYKIN (2001) o corpo celular é capaz de executar operações complexas sobre os sinais que chegam até ele. No entanto, essas operações podem ser aproximadas por um somatório simples de sinais oriundos dos neurônios vizinhos.

A extensão do soma é uma única e longa fibra nervosa chamada axônio. Essa estrutura recebe e analisa o valor do somatório exterior. Se esse valor for superior a um determinado limite mínimo, o axônio produz uma voltagem de saída denominada potencial de ação que é conduzida à sua extremidade (DA SILVA, 2003). A Figura 3.4 apresenta os componentes de um neurônio biológico.

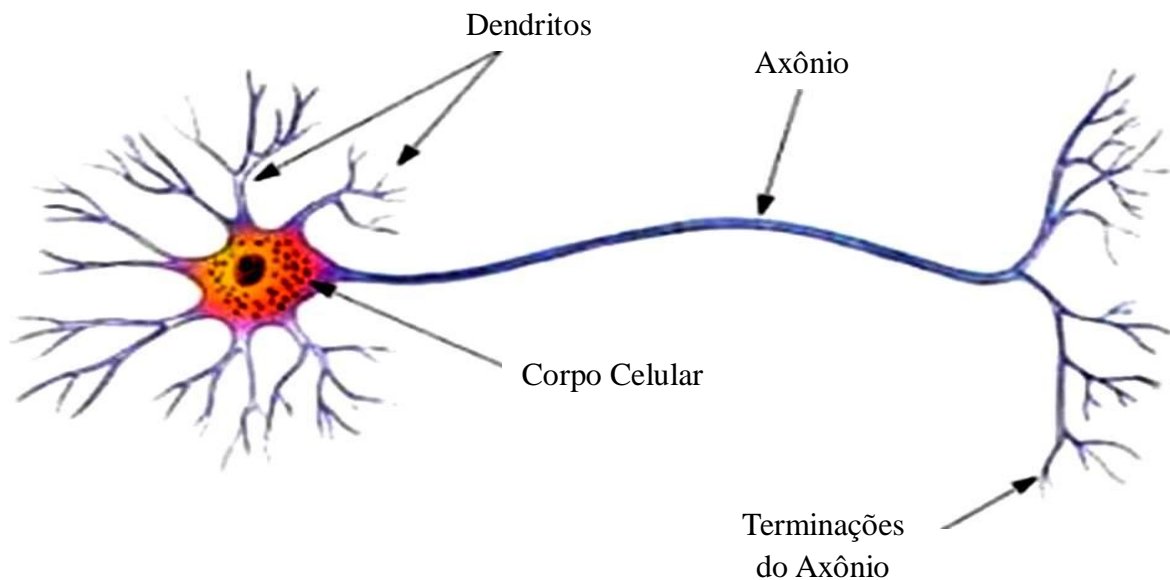
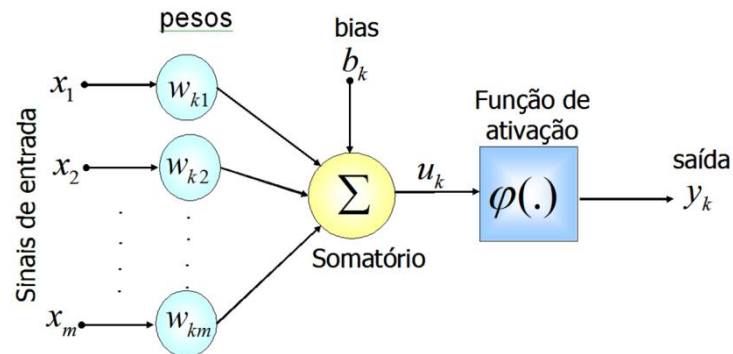


Figura 3.4 – Componentes do Neurônio Biológico, Fonte: (Packter, 2005).

### 3.2.3 O Neurônio Artificial

*Perceptron* foi o nome dado ao modelo matemático que representa o funcionamento de um neurônio biológico de forma artificial. De acordo com DA SILVA (2003), esse neurônio representa uma aproximação bastante simplificada sob a ótica neurofisiológica,

porém conserva várias características básicas de um neurônio biológico e viabiliza sua implementação computacional. A Figura 3.5 apresenta o modelo de um neurônio artificial.



**Figura 3.5 – Modelo não linear de neurônio artificial, Fonte: (Da Silva, 2003).**

Onde:  $X_m$  são as entradas da rede,  $W_{km}$  são os pesos, ou pesos sinápticos, associados a cada entrada,  $b_k$  é o termo *bias*,  $u_k$  é a combinação linear dos sinais de entrada,  $\varphi(\cdot)$  é a função de ativação e  $Y_k$  é a saída do neurônio.

Pode-se dizer que é nos pesos que reside todo o conhecimento adquirido pela rede. Os pesos são os parâmetros ajustáveis e que mudam e se adaptam à medida que o conjunto de treinamento é apresentado à rede neural. Assim sendo, o processo de aprendizado supervisionado em uma RNA com pesos, resulta em sucessivos ajustes dos pesos sinápticos de tal forma que a saída da rede seja a mais próxima possível da resposta desejada (DA SILVA, 2003).

Tipicamente, a ordem de amplitude normalizada da saída do neurônio está no intervalo  $[0, 1]$  ou alternativamente  $[-1, 1]$ . O modelo neural também inclui um termo chamado de *bias*, aplicado externamente, simbolizado por  $b_k$ . O *bias*  $b_k$  tem o efeito do acréscimo ou

decréscimo da função de ativação na entrada da rede, dependendo se é positiva ou negativa, respectivamente (DA SILVA, 2003).

Regiões de decisão são intervalos fixos onde a resposta desejada pode estar. O *bias* serve para aumentar os graus de liberdade, permitindo uma melhor adaptação, por parte da rede neural, ao conhecimento fornecido a ela (DA SILVA, 2003).

### 3.2.4 Estrutura das RNAs

A estrutura das RNAs pode ser composta por várias unidades de cálculo, onde as informações são processadas em paralelo. Elas possuem também unidades de processamento chamadas de “neurônios”, as quais são conectadas entre si através de ligações que determinam o fluxo da informação pela rede, assim como acontece na rede neural biológica. As unidades de processamento podem ser através das ligações, posicionadas em camadas intermediárias ou camadas ocultas entre a entrada e a saída, como está representado na Figura 3.6.

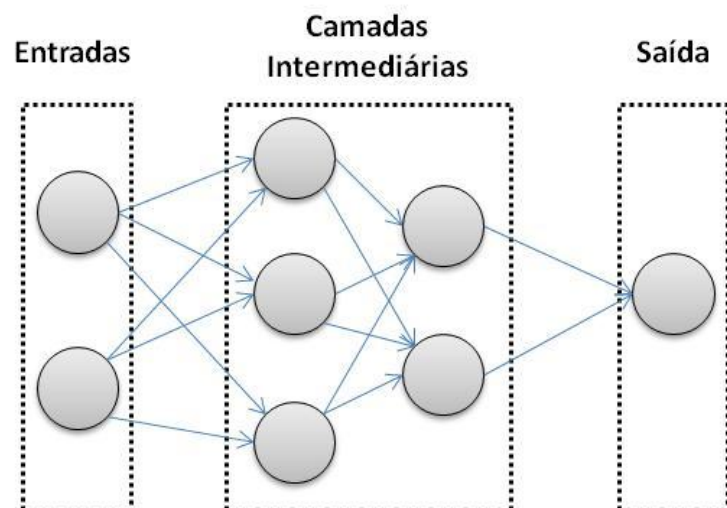


Figura 3.6 – Desenho esquemático mostrando uma rede de neurônios, adaptada de (Jales, 2009).

### 3.2.5 Topologia da Rede

A Topologia em RNA significa a quantidade de camadas intermediárias, entradas, saídas e quantidade de neurônios nessas camadas. Procura-se definir a melhor topologia para determinado problema com a finalidade de obter uma melhor qualidade no resultado do seu treinamento.

DA SILVA (2003) relata que o desempenho da rede está diretamente associado à quantidade de camadas de neurônios, pois uma maior quantidade de camadas aumenta a capacidade de aprendizado, melhorando a precisão com que a rede delimita regiões de decisão. No entanto, na prática, aumentar o número de camadas intermediárias, às vezes, se torna inviável devido ao esforço computacional.

Diversos pesquisadores estabelecem critérios matemáticos para determinar uma topologia ótima para o funcionamento da rede, dentre esses estão: HECHT e NIELSEN (1989) que afirmam “com apenas uma camada intermediária na rede neural, já é possível calcular uma função arbitrária qualquer a partir de dados fornecidos”. Assim, de acordo com DA SILVA (2003), a camada oculta deve ter por volta de  $(2i+1)$  neurônios, onde  $i$  é o número de variáveis de entrada.

LIPPMANN (1987) defende que quando houver uma segunda camada intermediária na topologia da rede, ela deve ter o dobro de neurônios da camada de saída. No entanto no caso de existir apenas uma camada oculta, essa deverá possuir  $s(i+1)$  neurônios, onde  $s$  é o número de neurônios de saída e  $i$  o número de neurônios de entrada.

FERNANDES *et al.* (2005) classificam as RNA em três tipos: no primeiro, o número de entradas é maior que o número de saídas; no segundo tipo, o número de entradas e saídas são iguais e no terceiro caso, o número de entradas é inferior ao número de saídas. Logicamente que para cada classe vão existir diferentes topologias. Tomando como exemplo, nas RNAs da Classe I, “uma camada escondida é o bastante na maioria dos casos”,



recomendando-se  $n-1$  neurônios na camada intermediária, onde  $n$  corresponde ao número de dados de entradas. Ressalte-se que tal recomendação só é válida se as relações entre os dados não forem muito complexas.

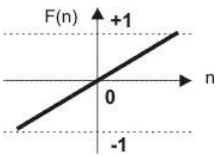
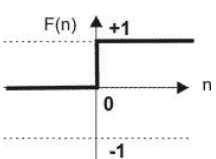
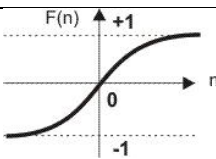
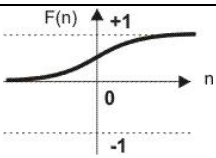
FERNANDES *et al.* (2005) afirmam que para as redes Classe II, uma camada escondida nunca é bastante, portanto, recomenda-se uma RNA com duas camadas escondidas para melhorar a habilidade de generalização da rede. Se for usada apenas uma camada, recomendam-se de 20 a 40 neurônios na camada escondida. Se forem usadas duas camadas, considerar 13 a 20 neurônios na camada escondida e cinco neurônios a mais na segunda camada. Para redes de Classe III, recomendam-se duas ou três camadas escondidas, 10 a 20 neurônios na primeira camada e 15 a 25 neurônios na segunda; caso haja uma terceira camada, a recomendação é que se utilize o mesmo número de neurônios da segunda camada.

### 3.2.6 Funções de Ativação

Em uma RNA, cada unidade de processamento está associada a um estado de ativação que é determinado pela função de ativação, contínua ou discreta, que se quer representar com o modelo. A função escolhida para o estado de ativação é responsável pelo sinal a ser transmitido por um determinado neurônio aos demais a ele conectados. Em geral, as funções mais utilizadas são a linear, a rampa, a degrau, tangente hiperbólica e a sigmoideal.

De acordo com HAYKIN (2001) a saída de um neurônio é definida pela função de ativação de acordo com o tipo de atividade de entrada. Existem diversas funções que produzem diferentes saídas, sendo que as mais encontradas na bibliografia pesquisada estão apresentadas na Tabela 3.2.

Tabela 3.2 – Principais funções de ativação das RNA. Fonte: (JALES, 2009).

NOME DA FUNÇÃO	REPRESENTAÇÃO GRÁFICA	CARACTERÍSTICA	FUNÇÃO
Linear		Função que não limita a saída da RNA e é usada para armazenar entrada e saída de dados. Os neurônios que possuem esta função atuam como aproximadores lineares.	$\varphi_i(t+1) = v_i(t)$
Degrau ou Limiar		Função utilizada para neurônios que tomam decisões binárias, limitando a saída do neurônio somente a dois valores, sendo assim, classificadora.	$\varphi_i(t+1) = \begin{cases} 1, & \text{se } v_i(t) \geq \theta \\ 0, & \text{se } v_i(t) < \theta \end{cases}$
Tangente Hiperbólica		Função limitada, definida no intervalo de -1 e +1.	$\varphi_i(t+1) = (1 - e^{-v_i(t)}) / (1 + e^{-v_i(t)})$
Sigmóide ou Logística		Função limitada que assume valores entre um limite superior e um inferior (0 e 1), sem jamais atingi-los.	$\varphi_i(t+1) = 1/(1 + e^{-v_i(t)})$

### 3.2.7 Aprendizagem em RNAs

As RNAs possuem a capacidade de aprender diferentes tipos de problemas, para isso extraem informações relevantes de padrões de informação apresentados, criando assim uma representação própria para o problema (BRAGA *et al.* 2000).

Existem diversos tipos de aprendizagem, contudo aqui serão apresentados apenas os dois principais: o processo de aprendizagem supervisionado e não supervisionado.

De acordo com BRAGA *et al.* (2000), o aprendizado supervisionado é o método mais comum no treinamento das RNAs, tanto de neurônios com pesos como de neurônios sem pesos. É chamado de aprendizado supervisionado porque a entrada e a saída desejadas para a

rede são fornecidas por um supervisor externo. O objetivo é ajustar os parâmetros da rede, de forma a encontrar uma ligação entre os pares de entrada e saída fornecidos.

O aprendizado supervisionado pode ser implementado, basicamente, de duas formas: *off-line* e *on-line*. Onde no *off-line*, os dados do conjunto de treinamento não mudam, e uma vez obtida uma solução para a rede, essa deve permanecer fixa. Já no *on-line*, o conjunto de dados muda continuamente e a rede deve estar em contínuo processo de adaptação (BRAGA *et al.*, 2000).

No aprendizado não supervisionado não existem pares de entrada e saída, só entradas. A RNA procura “características estatisticamente relevantes” (SILVA *et al.*, 2004) entre os dados apresentados, sendo que tal técnica só é aplicável se houver uma grande quantidade de dados.

### **3.2.8 Perceptron Multi Camadas (MLP) e o Algoritmo *Backpropagation***

As RNAs com *perceptrons* de múltiplas camadas (*Multilayer Perceptron* – MLP) constituem o tipo de arquitetura mais comum, consistindo em um conjunto de unidades de processamento com unidades de entrada, unidades intermediárias (ou camadas escondidas) e camada de saída. “Os sinais de entrada são propagados camada a camada pela rede em uma direção positiva, ou seja, da entrada para saída” (BOCANEGRA, 2002). Sua aplicação tem sido feita em problemas “envolvendo altos graus de não linearidades” (BOCANEGRA, 2002).

Neste trabalho de dissertação será utilizado um algoritmo do tipo retropropagação de erro, mais conhecido na literatura por *backpropagation*. Segundo HAYKIN (1999), o *backpropagation* é o algoritmo de Redes Neurais mais usado em aplicações práticas de previsão, classificação e reconhecimento de padrões em geral.

Esse algoritmo funciona em duas fases:

(i) na primeira, o sinal que parte da entrada se desloca em direção a saída, os pesos sinápticos são mantidos e a saída simulada é comparada com saída observada. Os dados observados são subtraídos dos dados simulados gerando assim um sinal de erro, e

(ii) na segunda fase, o erro gerado na primeira fase percorre o caminho inverso (da saída para a entrada), e esse retorno do sinal é denominado de “retropropagação do erro”. Os pesos sinápticos são ajustados e o sinal propagado novamente pela rede, de forma a buscar um sinal de erro menor a cada propagação (HAYKIN, 1999).

CYBENKO (1989) demonstrou que o algoritmo *backpropagation* é um aproximador universal capaz de representar qualquer função. BOCANEGRA (2002) descreve um processo de treinamento em cinco passos:

- a) Apresentar à rede um conjunto de dados com entradas e suas respectivas saídas conhecidas;
- b) Estimar a saída a partir dos dados fornecidos como entrada;
- c) O sinal se propaga pela rede até atingir a saída; é quando os pesos da saída são ajustados;
- d) Ajustar os pesos das camadas intermediárias (os pesos são iniciados com valores aleatórios);
- e) Conferir o erro que pode ser feito de várias formas. O objetivo principal de tal passo é determinar um critério que o erro deve atingir e, caso o erro não atenda ao critério, o processo é repetido, os pesos das camadas intermediárias são reajustados, novos valores para saídas são estimados e o novo erro é encontrado. Diz-se que o algoritmo está “treinado” quando o erro atende ao critério pré-definido.

### 3.3 Considerações Finais

Diversos são os trabalhos que vem utilizando com sucesso técnicas de Cartografia, Geoprocessamento e Inteligência Artificial para realizar mapeamentos e modelagem de solos para diferentes aplicações nos campos da Geotecnia, Agronomia e Pavimentação. Os principais trabalhos que utilizaram essas técnicas estão descritos cronologicamente no Capítulo 4.

## CAPÍTULO 4

### CARTOGRAFIA GEOTÉCNICA E MODELAGEM DE SOLOS

#### 4.1 Considerações Iniciais

A obtenção de informações que representem o meio físico para fins de Engenharia com fidelidade tem se tornado cada vez mais importante. Esse tema é discutido desde a metade do século passado e vem assumindo, atualmente, um papel de maior destaque. Uma das principais questões atuais é relativa ao instrumento que melhor representaria o meio físico e as suas variações. Uma resposta para essa questão apareceu em meados de 1913 com o surgimento de documentos gráficos que constituem as primeiras cartas geotécnicas. Desde então, as técnicas para a obtenção desses documentos vêm sendo aprimoradas (ZUQUETTE e GANDOLFI, 2004).

Os termos mapa e carta referem-se aos documentos cartográficos com informações referentes ao meio ambiente (físico, biótico e antrópico) e que são utilizados para as mais diversas finalidades. Dentro das várias áreas da Cartografia, a Geotecnia vem se destacando pelo uso do mapeamento geotécnico. Esses mapas são aplicados, em diferentes escalas, em obras de engenharia, planejamentos urbano, territorial e ambiental, desenvolvimento, conservação e gestão do meio ambiente e na avaliação de eventos perigosos e de riscos associados.

DIAS (1995) define mapas geotécnicos como documentos cartográficos capazes de representar os perfis de solo cujo comportamento geotécnico, frente ao uso e ocupação, apresente um comportamento similar.

Para VALENTE (1999), a Cartografia geotécnica, à medida que engloba cada vez mais aspectos multidisciplinares, pode ser entendida como procedimentos necessários à obtenção e à representação gráfica de aspectos do meio físico baseadas em estudos geológicos, pedológicos, geomorfológicos e geotécnicos, visando o estabelecimento de diretrizes para uso do solo, estudos ambientais e projetos de Engenharia.

O mapeamento geotécnico tem sido utilizado em vários países e com diferentes metodologias em função das suas realidades geográficas e da grande variedade de tipos de solos, sendo que, em cada caso, sua utilidade tem sido comprovada.

Uma técnica aliada da cartografia geotécnica é a modelagem matemática aplicada aos solos. Essa modelagem usa as mais diversas técnicas para a predição de valores que são obtidos por meio de ensaios ou procedimentos que conferem ao solo uma característica ou classificação por meio de um determinado sistema. Assim, é possível utilizar variáveis mapeadas que influenciam na formação e desenvolvimento dos solos e criar modelos de previsão do seu comportamento, visando assim, construir mapas/cartas geotécnicas de uma determinada região com o comportamento geotécnico ou parâmetro de solo pretendido.

Existem diversas técnicas capazes de modelar parâmetros de comportamento e classificação dos solos, porém observa-se na literatura que os trabalhos de modelagem geotécnica não tem se preocupado em construir mapas com suas previsões de comportamento. Já os pedólogos, ao utilizarem técnicas de modelagem para classificar os solos do ponto de vista taxonômico, têm criados mapas/cartas das informações modeladas que facilitam o seu trabalho ao utilizar uma determinada área estudada. Na pedologia essas técnicas são conhecidas como Pedometria.

## 4.2 Métodos de Mapeamento Geotécnico

A Cartografia geotécnica teve um grande avanço na Europa após a segunda guerra mundial. Antes desse conflito alguns trabalhos se destacaram como a exposição técnica da construção de Leipzig na Alemanha, em 1913, onde foram apresentados os planos de construção de cidades alemãs. Um pouco depois, nas décadas de 1920 e 1930, na Rússia, as investigações geotécnicas de caráter regional resultaram no primeiro mapa geotécnico do país (BASTOS, 2005).

No Brasil, a Cartografia geotécnica foi iniciada entre 1956-1966 com o professor Haberlehner na Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), mas foi nos anos de 1980, com o engajamento de universidades e do Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo (IPT/SP) que ocorreu o maior impulso na área (ZUQUETTE e GANDOLFI, 2004).

Entre o final dos anos 1980 e metade dos anos 1990 foram desenvolvidas duas metodologias de mapeamento geotécnico de amplo destaque no âmbito nacional, a metodologia de ZUQUETTE (1987) e a metodologia de DIAS (1995).

### 4.2.1 Metodologia Proposta por Zuquette

A metodologia proposta por ZUQUETTE (1987) foi desenvolvida na Escola de Engenharia de São Carlos e propõe um mapeamento geotécnico para as condições brasileiras baseado em *landforms*, ou seja, em feições do relevo. A aplicação da metodologia inicia com a definição das qualidades pertinentes aos componentes do meio físico caracterizado, identificando o que chamam de unidades homogêneas. Os principais atributos levantados sobre o meio físico são: tipo e espessura de materiais (inconsolidado ou rochoso), profundidade do lençol freático, declividade, permeabilidade e drenagem, áreas de inundação,



forma e comprimento das encostas e todos os parâmetros relacionados com fatores de ocupação.

Para tal fim utilizam-se mapas topográficos, geomorfológicos, fotografias aéreas e dados obtidos em sondagens, em trincheiras, de penetrômetros portáteis e de ensaios de laboratório. A definição dos atributos fica relacionada com a finalidade e a escala do trabalho, dependendo delas a eficiência e a qualidade do mapeamento. Cabe destacar, no entanto, o custo elevado de amostragens e dos ensaios para a obtenção de propriedades como permeabilidade, compressibilidade, expansibilidade e resistência do solo para o propósito em vista.

Depois de identificadas as unidades homogêneas, unidades com as mesmas características geotécnicas, essas são associadas aos materiais inconsolidados e à litologia existente. Utilizando um Sistema de Informações Geográficas é gerado um mapa de *landforms*. Segundo ZUQUETTE (1987), para a definição das unidades geotécnicas, devem ser seguidas as seguintes etapas: levantamento e análise de informações já produzidas, reconhecimento dos atributos e identificação das unidades homogêneas. Conforme o IAEG (1936), os mapas resultantes devem apresentar preferencialmente escalas entre 1: 50.000 e 1: 10.000 para áreas urbanas e são apresentados de três formas:

- Mapas de condições geotécnicas gerais: retratam todos os atributos, caracterizam o meio físico, sem separar áreas similares ou indicar potenciais e limitações;
- Mapa de zoneamento geotécnico geral: apresentam as condições do meio físico através do zoneamento de áreas similares, segundo os atributos considerados, porém sem considerar qualquer finalidade específica;
- Mapa de zoneamento geotécnico específico ou carta de aptidão: a região é zoneada segundo condições geotécnicas que afetam uma única finalidade.

#### 4.2.2 Metodologia Proposta por Dias

A metodologia para mapeamento geotécnico desenvolvida na Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS) é destinada ao mapeamento de grandes áreas em solos tropicais. Ela foi denominada de Metodologia para Mapeamento Geotécnico de Grandes Áreas, sendo desenvolvida por DIAS (1987, 1989, 1995 e 1996). É baseada em estudos de escritório e confirmada com trabalhos de campo. Tem como produto final um único documento cartográfico com a estimativa de unidades homogêneas sob o ponto de vista geotécnico, onde os mapas litológicos, oriundo de mapas geológicos e pedológicos são utilizados para a definição de unidades geotécnicas formadas por solos com comportamento geomecânico similar.

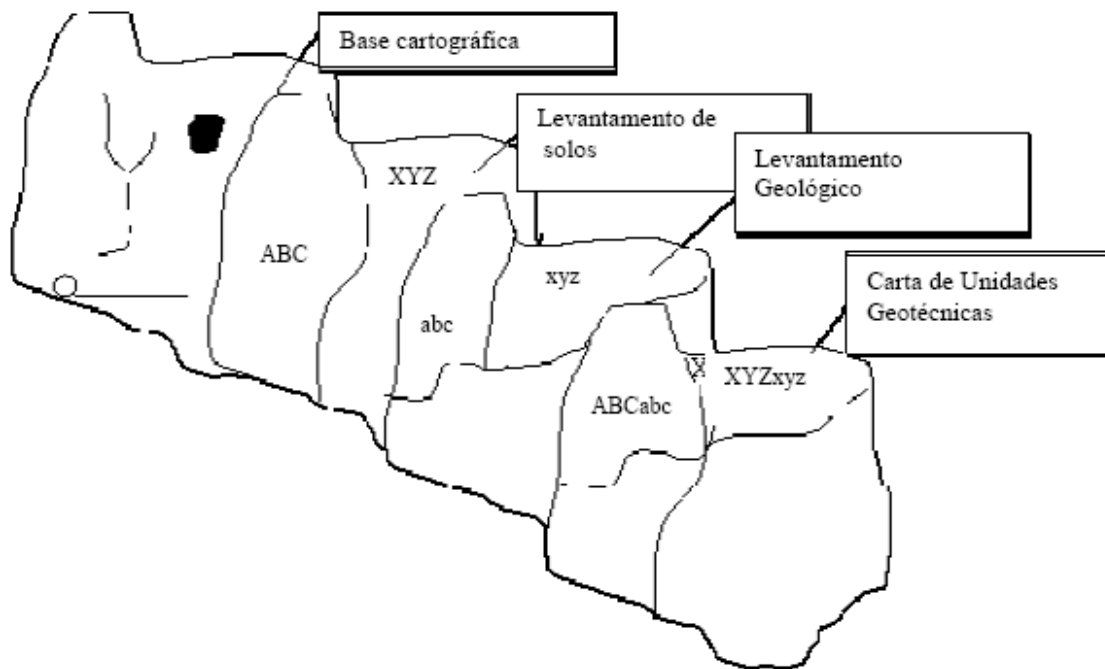
Como subsídio a sua metodologia, DIAS (1996) apresenta as vantagens do uso da Pedologia na Geotecnia. Segundo essa autora, por meio de levantamentos pedológicos, pode-se ter uma estimativa dos tipos de solos que serão solicitados em um problema de engenharia. Têm-se indicações da saturação do solo, da profundidade do lençol freático, da macroestrutura, da presença de minerais expansivos, das características de drenagem, da textura, das características de plasticidade, da presença de horizonte C residual próximo à superfície, da ocorrência de solos porosos permeáveis, etc.

Dentre as principais vantagens apontadas para o uso dos levantamentos pedológicos na metodologia proposta destacam-se:

- Servem de complemento dos levantamentos geológicos. Principalmente onde ocorrem camadas espessas de solos acima do substrato rochoso consolidado ou parcialmente intemperizado;
- Utilizando-se levantamentos de solos, podem-se obter descrições das características físicas, químicas e morfológicas dos solos pelo uso de métodos padronizados;

- As classificações pedológicas associadas às geológicas funcionam como identificadores das unidades geotécnicas.

Segundo a metodologia proposta, as unidades geotécnicas são estimadas pela sobreposição dos mapas pedológicos e geológicos existentes e identificadas através da simbologia “XYZxyz”, onde as letras maiúsculas correspondem à classificação pedológica do perfil dominante, caracterizando os horizontes A e B, enquanto as letras minúsculas xyz representam o substrato geológico, caracterizando os horizontes C (material inconsolidado), RA (Rocha Alterada), R (Rocha Sã), como mostra a Figura 4.1.



**Figura 4.1 – Metodologia de mapeamento geotécnico de DIAS (1995).**

Depois de estimadas as unidades geotécnicas é prevista a retirada de amostras para ensaios de laboratório dos diversos horizontes que constituem os diferentes perfis típicos de um solo. É também prevista a realização dos ensaios de campo simplificados para o

conhecimento do comportamento geomecânico de perfis de solos. O mapa geotécnico é acompanhado de uma descrição dos perfis típicos existentes nas unidades, propiciando ao usuário uma estimativa do tipo de material a ser encontrado.

#### 4.3 Estudos Geotécnicos para a Área Rodoviária

No manual de pavimentação do DNIT (2006) os estudos geotécnicos compreendem o estudo do subleito e da ocorrência de materiais para pavimentação. O primeiro é feito com a conclusão da terraplanagem e tem como objetivo a caracterização das camadas de solos e o traçado dos perfis para o projeto do pavimento. O segundo estuda os materiais a serem usados nas camadas de reforço do subleito, sub-base, base e revestimento, de acordo com o projeto. No entanto, em nenhuma parte do manual é indicado o uso de um mapeamento geotécnico para a caracterização do meio físico.

No trabalho de ABITANTE *et al.* (1998), baseado no mapeamento geotécnico, realizado na porção oeste do estado de Santa Catarina, os autores mostraram que com a individualização dos solos da região de estudo em unidades geotécnicas obteve-se uma diminuição do coeficiente de variação dos resultados laboratoriais, permitindo uma melhor particularização do comportamento geomecânico de cada material para aplicação rodoviária. Essa técnica mostrou-se mais eficaz que os estudos geotécnicos rodoviários tradicionais que ainda são executados, em sua grande maioria, com metodologias tradicionais que possuem uma visão pontual e obtém parâmetros a partir do material destituído de sua estrutura original.

#### 4.4 Modelagem de Solos

O trabalho publicado por SHAHIN *et al.* (2001) consistiu em uma revisão bibliográfica sobre os sucessos da aplicação de RNAs em problemas de engenharia geotécnica. A revisão da literatura revelou que as RNAs têm sido utilizadas com sucesso na previsão da capacidade de suporte do solo, modelagem do comportamento do solo, caracterização *in situ*, estruturas de contenção de terras, assentamento de estruturas, projetos de estabilidade de taludes, aberturas de túneis, permeabilidade do solo, condutividade hidráulica, compactação do solo e classificação dos solos.

YANG e ROSENBAUM (2002) afirmaram que as propriedades geotécnicas são controladas por fatores como geologia, mineralogia e água nos poros das partículas minerais e que essas são dinâmicas, podendo mudar em resposta à intervenção humana no meio ambiente. Segundo os autores essas características são interdependentes, fato que dificulta o estabelecimento de suas interações para respostas geotécnicas através de métodos estatísticos. Por esse motivo foi utilizada a ferramenta de RNAs para prever o comportamento geotécnico de Força Relativa de Efeito (RSE) através de características petrográficas.

Um modelo de previsão do parâmetro OCR (*Over Conservation Ratio*) ou RPA (Razão de Pré-Adensamento) de areias a partir da medição de CPT (*Cone Penetration Test*) em campo foi desenvolvido por JUANG *et al.* (2002) utilizando como técnica de modelagem redes neurais artificiais do tipo *backpropagation*. Nesse trabalho a RNA atuou como classificador e aproximador de funções probabilísticas para prever o parâmetro geotécnico OCR.

O módulo de resiliência foi modelado no trabalho de ZEGHAL e KHOGALI (2005), no qual se previu este parâmetro a partir de materiais granulares utilizando técnicas de redes neurais artificiais, tendo como dados de entrada do modelo, densidade, estado de tensões e umidade.

O módulo de resiliência (MR) de solos tropicais do interior de estado de São Paulo também foi previsto por redes neurais artificiais com eficiência no trabalho de VIANA (2007). Esse autor utilizou um banco de dados de 70 amostras de solos para realizar a predição do MR. VIANA (2007) utilizou como variáveis de entrada do modelo neural características geotécnicas como: composição granulométrica, LL, IP, umidade ótima e resultados dos ensaios de compressão simples.

FERREIRA (2008) utilizou técnicas de *Data Mining* e redes neurais artificiais para predição do Módulo de Resiliência de solos e britas a partir de parâmetros geotécnicos simples. Para tanto, foi utilizando um banco de dados existente no laboratório de pavimentação da COPPE-UFRJ, sendo os resultados bastante promissores.

GUNAYDIN *et al.* (2010) afirmaram que a previsão da resistência à compressão simples (RCS) de solos coesivos é importante para determinar as propriedades de resistência ao cisalhamento. Nesse trabalho, os autores apresentaram a aplicação de diferentes métodos simples de múltipla análise e redes neurais artificiais para a previsão da RCS a partir de propriedades básicas do solo, como: grau de compactação, granulometria, umidade e densidade. A análise de regressão e por redes neurais artificiais indicaram que existem correlações aceitáveis entre as propriedades do solo e resistência à compressão simples. Além disso, as redes neurais artificiais mostraram um maior desempenho do que os tradicionais modelos estatísticos para prever RCS.

TASKIRAN (2010) afirmou que a maioria dos modelos de predição de valores de CBR existentes são essencialmente correlações estatísticas, e que muitos desses modelos, geralmente produzem valores de CBR insatisfatórios. Na tentativa de criar modelos de previsão de CBR mais realistas, o autor aplicou técnicas de RNAs e Algoritmos Genéticos para a predição de CBR de solos finos da Anatólia, região sudeste da Turquia. Os resultados mostraram que ambas as técnicas utilizadas são capazes de aprender e inferir a relação entre

CBR e propriedades básicas dos solos, tais como: peso seco máximo, índice de plasticidade, umidade ótima, teores de (areia, argila e silte), limite de liquidez e conteúdo de cascalho.

JOHARI *et al.* (2011) juntaram redes neurais e algoritmos genéticos para a modelagem do comportamento mecânico de solos não saturados por meio de ensaios triaxiais. Na abordagem proposta, um algoritmo genético foi usado para otimizar os pesos da rede neural. Os dados de entrada utilizados no modelo foram: densidade seca, deformação axial, grau de saturação, tensão desvio e tensão média. Os resultados obtidos foram considerados bastante satisfatórios.

YILDIRIM e GUNAYDIN (2011) utilizaram com sucesso redes neurais artificiais para a predição do CBR das camadas dos pavimentos de vias públicas de diversas cidades em regiões diferentes da Turquia. Os dados de entrada para a predição do CBR foram: análise granulométrica, limites de Atterberg, peso seco e umidade ótima. Os autores recomendaram o uso de RNA para realizar esse tipo de predição como forma de subsidiar um projeto preliminar ou projeto básico, principalmente quando houver limitação financeira e de tempo.

Estudos quantitativos em solos têm sido desenvolvidos na área da ciência do solo denominada Pedometria. Podendo ser definida como o desenvolvimento de modelos numéricos ou estatísticos das relações entre variáveis ambientais e o solo, os quais são então aplicados a um banco de dados geográfico para criar um mapa preditivo (SCULL *et al.*, 2003).

MCBRATNEY *et al.* (2003) propuseram uma nova abordagem para a equação dos Fatores de Formação do Solo de JENNY (1941). Segundo os pesquisadores as classes de solo podem ser preditas utilizando-se a Equação 4.1:

$$Sc = f(s, c, o, r, p, a, n) \quad (4.1)$$

Onde, Sc = classe do solo, s = solo do mapa existente, c = clima, o = organismos, r = relevo, p = material de origem, a = tempo, n = coordenadas geográficas. Segundo os autores após a função “f” ser ajustada em um conjunto de dados, essa poderá ser usada em outros locais onde somente as variáveis ambientais são conhecidas.

CATEN *et al.* (2009) calibraram modelos de regressões logísticas múltiplas com acertos da ordem de 51% para a predição de classes de solos do município de São Pedro do Sul – RS. Nesse estudo foram utilizadas variáveis derivadas de um modelo de elevação do terreno para extrair os atributos que serviram de dados de entrada do modelo logístico. Tais atributos foram os seguintes: elevação, distância de declividade com a aproximação de fluxo, curvatura planar do perfil, curvatura, iluminação, logaritmo natural da área de contribuição, índice de umidade topográfica e capacidade de transporte de sedimentos.

KEMPEN *et al.* (2009) atualizaram o mapa de solo da província de Drenthe (2680 km<sup>2</sup>) na Holanda, sem trabalho de campo adicional através de mapeamento digital de solos utilizando características básicas de solos. Esses autores utilizaram a técnica de regressão logística multinomial para prever a relação entre variáveis básicas do solo e o grupo do solo (pedologia). Uma estrutura para a construção de um modelo de regressão logística foi retirada da literatura e adaptado para a finalidade de mapeamento de solos. O processo de construção do modelo foi guiado por conhecimento especializado de pedologia para assegurar que o modelo final de regressão não só fosse estatisticamente confiável, mas também pedologicamente correto. Os acertos desse modelo foram, aproximadamente, de 67%.

DEBELLA-GILO e ETZELMÜLLER (2009) utilizaram a técnica de regressão logística multinomial integrada com Sistemas de Informações Geográficas para modelar a distribuição espacial das 13 classes de solos no condado Vestfold no sudeste da Noruega. Em primeiro lugar, as relações entre os grupos de solos e os atributos do terreno foram modelados por meio



de regressão logística multinomial. Em seguida, a probabilidade de que um dado tipo de solo estar presente em um dado *pixel* foi determinada a partir do modelo *logit* no SIG ArcGIS para mapear a distribuição espacial contínua cada grupo de solos. Os atributos do terreno mais significativos e utilizados para a modelagem foram: elevação, comprimento, fluxo de água, tempo diário de radiação solar direta, declividade, aspecto topográfico e índice de umidade. A previsão apresentou valores de probabilidade médios para cada grupo de solo em áreas realmente abrangido por cada grupo de solo em comparação com outras áreas, indicando a confiabilidade da predição.

#### 4.5 Considerações Finais

Com base no exposto, pode-se afirmar que RNAs e Geoprocessamento são técnicas bastante difundidas para modelagem preditiva do comportamento mecânico e de classificação de solos. Esta dissertação de mestrado irá utilizar essas técnicas para modelar o comportamento geotécnico de interesse à pavimentação para a Região Metropolitana de Fortaleza, no estado do Ceará. O próximo capítulo apresenta como foi idealizada a metodologia empregada para a realização do presente trabalho.

## **CAPÍTULO 5**

### **MATERIAIS E MÉTODOS**

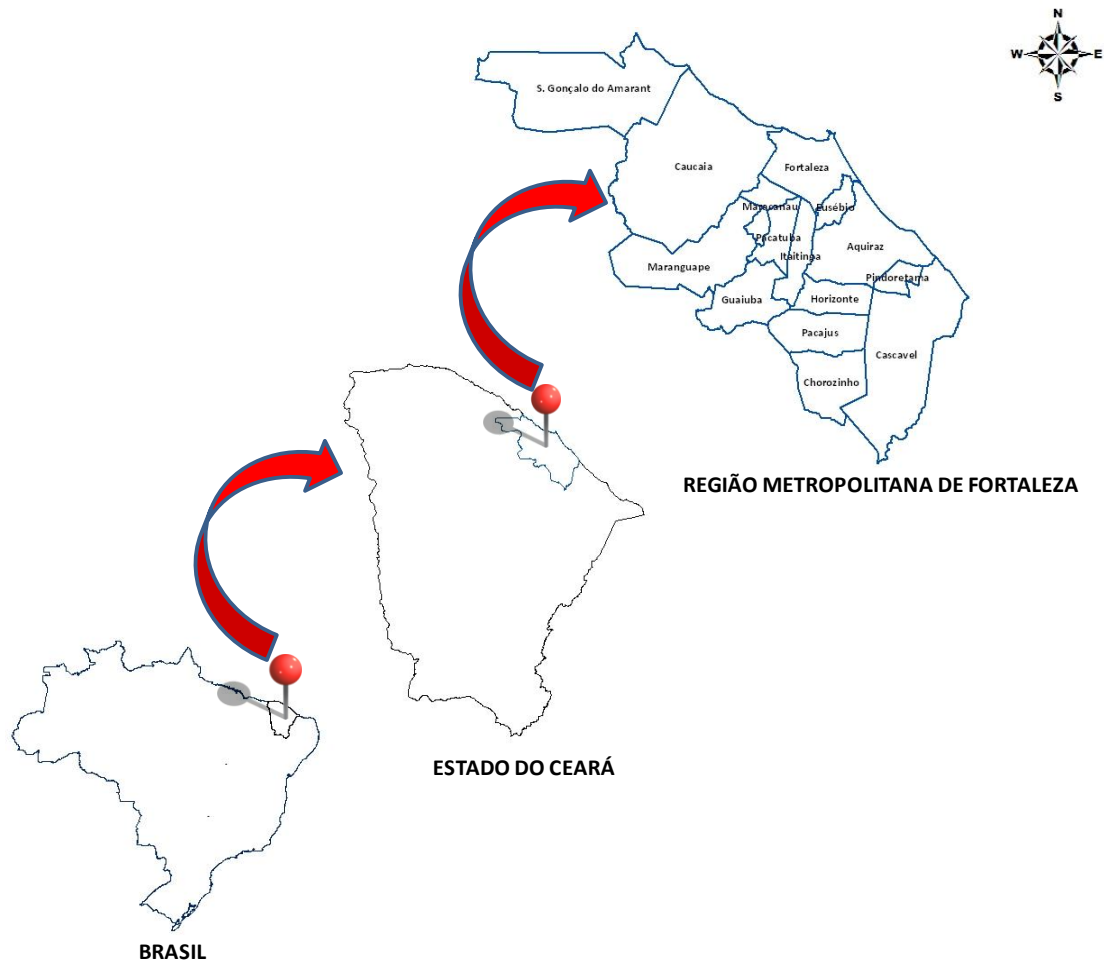
#### **5.1 Considerações Iniciais**

A ideia que motivou este trabalho foi a utilização de dados secundários preexistentes, e muitas vezes até inutilizados, tanto nos órgãos do governo, como em escritórios de empresas e trabalhos acadêmicos, para criar um método capaz de prever o comportamento geotécnico dos solos de interesse a pavimentação. Outra característica desse método é sua fácil replicação para quaisquer regiões de estudo com os mesmos dados disponíveis.

A Região Metropolitana de Fortaleza (RMF) foi escolhida para aplicar, testar e validar os estudos. Ela foi selecionada devido a uma série de fatores que serão mais detalhados ainda neste capítulo. As informações utilizadas para elaboração desta investigação foram basicamente dados espaciais, dados geotécnicos e aplicativos computacionais. A partir dessas informações criaram-se três modelos geotécnicos para prever a Classificação TRB, o CBR na energia intermediária de compactação (dados oriundos de jazidas e empréstimos) e o CBR na energia normal de compactação (dados oriundos de investigações do subleito).

#### **5.2 A Escolha da Área de Estudo**

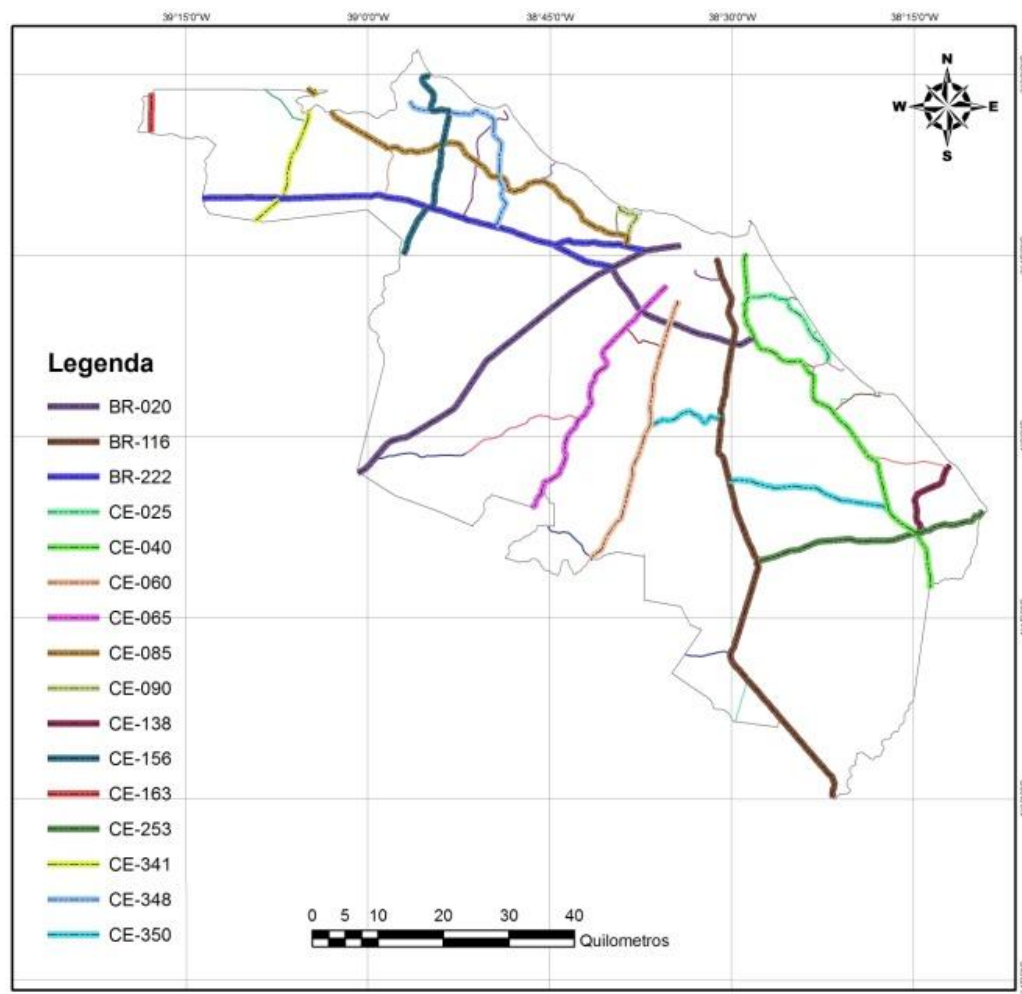
A Região Metropolitana de Fortaleza está localizada no nordeste do estado do Ceará, ocupando uma área de 584.301,35 hectares. É formada por 15 municípios: Fortaleza, Caucaia, Maranguape, Pacatuba, Aquiraz, Maracanaú, Eusébio, Guaiúba, Itaitinga, Chorozinho, Pacajus, Horizonte, São Gonçalo do Amarante, Pindoretama e Cascavel (IBGE 2010). Elaborou-se a Figura 5.1 que ilustra a localização da RMF no estado do Ceará e no Brasil.



**Figura 5.1 – Localização da RMF no estado do Ceará e no Brasil.**

A RMF ocupa cerca de 4% da área total do estado do Ceará e possui uma população de 3.610.379 habitantes, o que representa 42,74% da população total do estado (IPECE, 2010). Nessa região está inserido o Complexo Industrial e Portuário do Pecém (CIPP), nos limites dos municípios de São Gonçalo do Amarante e Caucaia, bem como os polos industriais de Maracanaú e Horizonte-Pacajus que abrigam a maior parte da produção industrial do estado. A indústria da RMF é diversificada em vários setores, sendo os principais: vestuário, alimentos, metalurgia, têxtil e químico. O turismo é outra atividade bastante representativa na economia da RMF.

A região possui uma malha viária constituída por dezesseis rodovias de grande e médio porte, sendo três federais (BR-222, BR-020, BR-116) e treze estaduais (CE-025, CE-040, CE-060, CE-065, CE-085, CE-090, CE-138, CE-156, CE-163, CE-253, CE-341, CE-350, CE-348). Há ainda 20 rodovias estaduais pavimentadas de ligação. A Figura 5.2 ilustra a malha pavimentada da RMF.



**Figura 5.2 – Malha Rodoviária Pavimentada da RMF. Fonte (Ribeiro *et al.*, 2012).**

Desde a inauguração do Porto do Pecém, em 2002, e do CIPP (Complexo Industrial e Portuário do Pecém) na RMF, muitos investimentos industriais têm se deslocado para essa região. A Refinaria Premium II da Petrobras, a Companhia Siderúrgica do Pecém e a

Termelétrica Porto do Pecém são exemplos de novas indústrias que somam investimentos de cerca de US\$ 22.100.000.000,00 (IPECE, 2010).

Há ainda a necessidade do fortalecimento da infraestrutura da região devido à cidade de Fortaleza ser uma das sedes da Copa do Mundo da FIFA de 2014, contemplando obras como Metrô, Corredores de ônibus, Veículo Leve sobre Trilhos (VLT), Hotéis, ampliação dos Portos do Pecém e Mucuripe, investimentos no turismo com a implantação de novas rodovias através do Programa Prodetur, do Governo Federal em parceria com o Governo do Ceará e com a Prefeitura Municipal de Fortaleza.

Para que esses empreendimentos tornem-se viáveis, o poder público investirá na melhoria da infraestrutura da região, tendo como principais focos: duplicação e desvios de rodovias existentes e abertura de novas rodovias, além de melhoria das vias já implantadas. Esses investimentos devem trazer grande demanda de estudos de solos na região para fins de pavimentação e uso em Engenharia no geral. Alguns trabalhos de reconhecimento de solos para fins de pavimentação já foram executados na RMF, podendo citar os trabalhos de BARROSO (2002) e CHAVES (2000).

BARROSO (2002) realizou a caracterização de sessenta solos na RMF. Essas amostras foram georreferenciadas com o auxílio do sistema GPS (*Global Positioning System*), possibilitando a obtenção de suas coordenadas geográficas, viabilizando assim, o futuro emprego desses dados em ambiente SIG. Já CHAVES (2000) caracterizou geotecnicamente solos da Formação Barreiras da RMF segundo a metodologia MCT e azul de metileno.

### **5.3 Dados Utilizados para Elaboração do Trabalho**

Para realizar o mapeamento geotécnico da Região Metropolitana de Fortaleza (RMF) para finalidades rodoviárias foram utilizados dados geotécnicos secundários e variáveis

biofísicas georreferenciadas. Os dados geotécnicos (Classificação TRB, CBR na energia de compactação normal - CBR-N e CBR na energia de compactação intermediária - CBR-I) foram extraídos dos relatórios de projetos rodoviários e estudos acadêmicos realizados na região em questão. Tais dados foram disponibilizados pelo DNIT (Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes), por empresas de projetos rodoviários que não terão seus nomes divulgados (nomeadas de A e B), além de estudos acadêmicos. Já as variáveis biofísicas (Geologia, Pedologia, Geomorfologia, Vegetação, Clima, Organismos, Coordenada Este, Coordenada Norte, Altimetria) foram adquiridas junto aos órgãos competentes detentores dessas informações necessárias para elaboração do presente trabalho, sendo eles: CPRM (Serviço Geológico do Brasil), MMA (Ministério do Meio Ambiente), Embrapa (Empresa Brasileira de Pesquisas Agropecuárias), IPECE (Instituto de Pesquisas Econômicas do Ceará), ANA (Agência Nacional de Águas), DER-CE (Departamento de Edificações e Rodovias do Ceará). A Tabela 5.1 apresenta os dados e suas respectivas fontes.

**Tabela 5.1– Resumo dos dados obtidos e suas fontes.**

<b>Dados</b>	<b>Fonte</b>
Base Cartográfica de Pedologia	Embrapa
Base Cartográfica de Geologia	CPRM
Base Cartográfica de Vegetação	MMA
Base Cartográfica de Geomorfologia	CPRM
Base Cartográfica de Climatologia	IPECE
Base Cartográfica de Hidrografia	ANA
Base Cartográfica de Terras Indígenas	ANA
Base Cartográfica de Rodovias	DER-CE
Base Cartográfica de Unidades de Conservação	ANA
Estudos Geotécnicos da BR-222	DNIT
Estudos Geotécnicos da BR-020	DNIT
Estudos Geotécnicos do Anel Rodoviário	DNIT
Estudos Geotécnicos da BR-116	DNIT
Estudos Geotécnicos da CE-085	Empresa A
Estudos Geotécnicos da CE-040	Empresa B
Estudos Geotécnicos da RMF	Barroso (2002)

## 5.4 Aplicativos Computacionais Empregados

Os aplicativos computacionais ArcGIS e Civil 3D foram utilizados para fazer todas as operações espaciais de georreferenciamento, população do banco de dados, cruzamento de informações, produção de mapas, dentre outras. O IBM SPSS foi utilizado para fazer análise estatística de correlação e significância das variáveis envolvidas na modelagem. O Excel foi utilizado para pré-processamento dos dados antes de entrar na rede neural, assim como análise dos resultados após a saída dos dados da rede neural e MATLAB utilizado para o treinamento e teste das redes neurais.

### 5.4.1. ArcGIS

Utilizou-se, nesta investigação, a versão 9.3 do ArcGIS, bem como suas extensões para análise espacial, desenvolvido pela ESRI (*Environmental Systems Research Institute*), disponível no LAG (Laboratório de Geomática Aplicada) da UFC (Universidade Federal do Ceará). É um Sistema de Informações Geográficas (SIG) que conjuga os procedimentos adequados para visualização, exploração e análise de informação espacial. É o principal SIG do mercado mundial na atualidade, possuindo uma gama de recursos para manipulação dos mais variados dados geograficamente posicionáveis. Neste trabalho, o ArcGIS foi utilizado para executar a manipulação de dados espaciais, álgebra de mapas e geração de mapas temáticos.

#### **5.4.1 Autodesk Civil 3D**

O Autodesk Civil 3D 2010, desenvolvido pela Autodesk, é um sistema CAD (Desenho Assistido por Computador) utilizado na Engenharia para fazer análise geoespacial, identificar a melhor localização para projetos, definir traçado, locar pontos de estudos, realizar cálculos dinâmicos de trabalhos de terraplanagem, otimizar a utilização de materiais, bem como visualizar em 3D para melhor compreender os impactos do projeto no meio ambiente. Aqui, este aplicativo foi utilizado para espacialização dos pontos oriundos dos estudos geotécnicos.

#### **5.4.2 Microsoft Excel**

O MS-Excel 2007® é um aplicativo desenvolvido pela Microsoft® para elaboração de planilhas eletrônicas que possui recursos para cálculo de funções matemáticas básicas e avançadas, bem como cálculos financeiros e estatísticos. Nesta proposta metodológica ele foi utilizado para fazer o pré-processamento dos dados para a modelagem, etapa fundamental que precede o desenvolvimento do modelo neural, além da análise dos dados após a saída da rede neural adotada.

#### **5.4.3 IBM SPSS**

O SPSS é um aplicativo apropriado para elaboração de análise estatística de matrizes de dados. O seu uso permite gerar relatórios tabulados, gráficos e dispersões de distribuições utilizadas na realização de análises descritivas e de correlação entre variáveis.



#### 5.4.4 MATLAB

O MATLAB (*MATrix LABoratory*) 2009 desenvolvido pela *Mathworks* disponível no GTTEMA (Grupo de Trânsito, Transporte e Meio Ambiente) é um software interativo de alto desempenho voltado para o cálculo numérico. O MATLAB integra análise numérica, cálculo com matrizes, processamento de sinais e construção de gráficos em ambiente fácil de usar onde problemas e soluções são expressos somente como eles são escritos matematicamente, ao contrário da programação tradicional.

O MATLAB é um sistema cujo elemento básico de informação é uma matriz que não requer dimensionamento. Esse sistema permite a resolução de muitos problemas numéricos com pouco esforço matemático e sem a necessidade de utilizar linguagem de programação como Fortran, Basic ou C. Além disso, as soluções dos problemas são expressas quase exatamente como elas são escritas matematicamente.

O aplicativo computacional MATLAB foi utilizado para o treinamento da RNA proposta neste trabalho, sendo escolhido por possuir uma interface gráfica de treinamento de redes neurais. Essa interface deixa transparecer também seu código fonte o que permite a implementação de outros recursos nessa mesma ferramenta. Esse aplicativo suporta os mais diversos tipos de algoritmos de treinamento de redes neurais, permitindo que se possa executar uma extensa árvore de testes na tentativa de definir o modelo neural mais adequado.

#### 5.5 Metodologia Adotada

A metodologia empregada para elaboração deste trabalho está descrita nos tópicos seguintes e contempla as seguintes etapas: revisão da literatura, pesquisa e aquisição de dados, manipulação dos dados, Geoprocessamento dos dados, tratamento estatístico dos dados, pré-processamento dos dados, modelagem geotécnica neural, análise qualitativa e quantitativa dos

resultados e por último o desenvolvimento de aplicação SIG-Web. A Figura 5.3 é um fluxograma que resume o método utilizado.

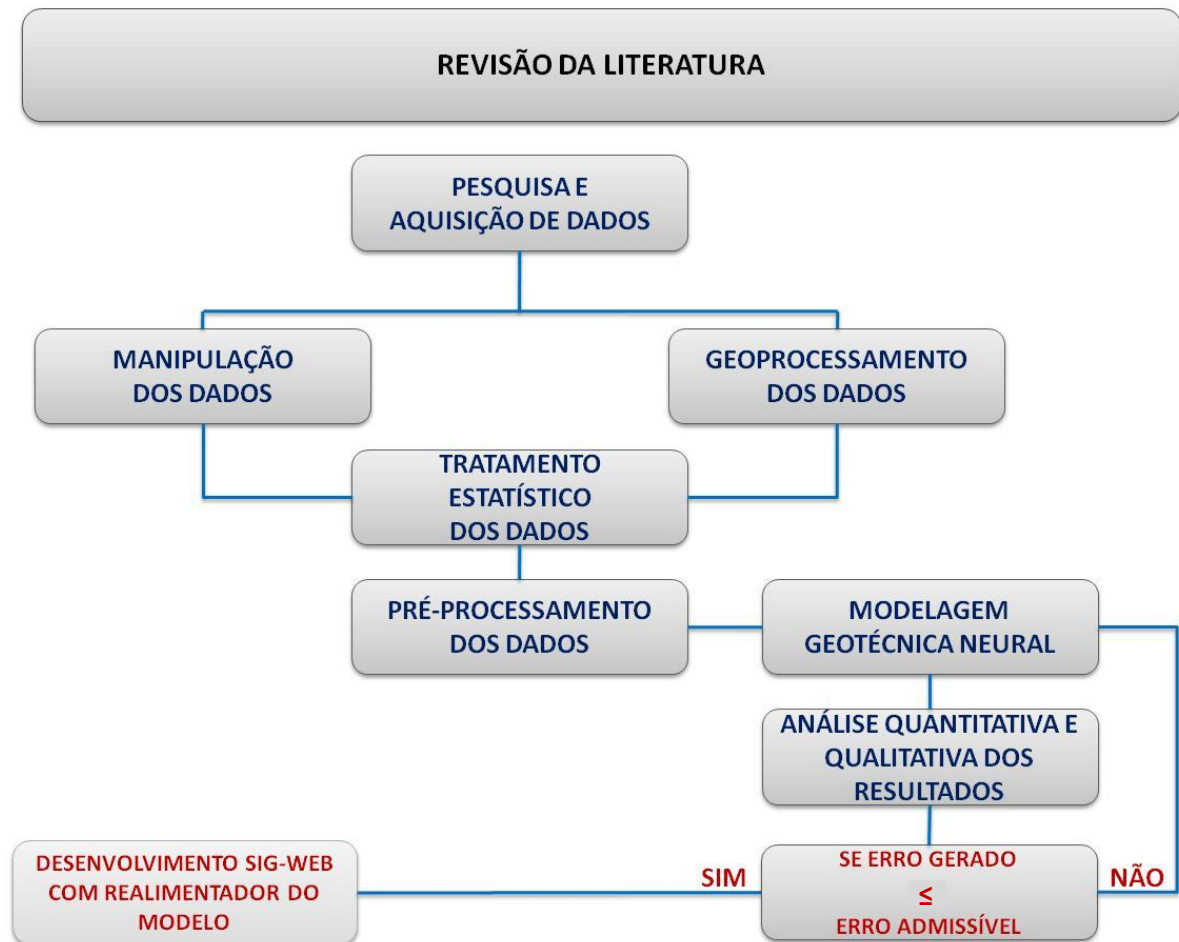


Figura 5.3 – Fluxograma do Método Proposto.

### 5.5.1 Revisão da Literatura

Nesta etapa foram realizadas pesquisas sobre modelagem geotécnica, RNAs, Geotecnia aplicada à pavimentação, Geotecnologias, sendo as principais fontes: artigos, livros, periódicos, trabalhos acadêmicos, dentre outros meios. Essa revisão visou suprir as necessidades de aprofundamento teórico, bem como conhecer o estado da arte e o estado da prática dos estudos geotécnicos aplicados à pavimentação e procurou, também, responder algumas questões de pesquisa.

### **5.5.2 Pesquisa e Aquisição de Dados**

Com a finalidade de obtenção dos dados necessários (base cartográfica, informações biofísicas e geotécnicas), conforme mostrado no item 5.3 deste capítulo, para subsidiarem o trabalho aqui apresentado, foram realizadas pesquisas junto às instituições públicas, empresas de engenharia detentoras de informações gerais da RMF, além de trabalhos acadêmicos com informações da região de estudo. Os órgãos foram: CPRM, MMA, IBAMA, EMBRAPA, IPECE, IBGE, ANA, DNIT, DER-CE, SRH-CE, UFC dentre outros. Parte das informações foi obtida em meio digital e parte em meio analógico (impresso).

### **5.5.3 Manipulação dos Dados**

Os dados obtidos foram manipulados de acordo com o formato adquirido. Tal manipulação precisou ser realizada para promover uma uniformização, de modo que todos os dados possuíssem o mesmo formato (digital), mesmo sistema de coordenadas, mesmo sistema de referência e estivessem restritos à área de estudo, neste caso, a Região Metropolitana de Fortaleza (RMF).

As informações biofísicas (Pedologia, Geologia, Vegetação, Geomorfologia, Unidades de Conservação, Terras Indígenas, Climatologia, Hidrografia e Rodovias) da área estudada foram adquiridas em formato digital, porém estas foram obtidas em escala estadual. Para facilitar o trabalho, a área de interesse foi delimitada através do ArcGIS utilizando-se a operação espacial “clip” que permite cortar a área desejada a partir de um vetor, neste caso o polígono definidor dos limites da RMF, reduzindo-se os arquivos aos limites da área de estudo.

### 5.5.4 Geoprocessamento dos Dados

Nesta etapa, os pontos relativos à coleta de dados geotécnicos nos órgãos, empresas e trabalhos acadêmicos (sondagens do subleito, sondagens de empréstimos e sondagens de jazidas), foram adquiridos em formato analógico e não georreferenciados. Sendo assim, os pontos foram georreferenciados, segundo a metodologia desenvolvida por RIBEIRO *et al.* (2011) que é apresentada de forma resumida no fluxograma da Figura 5.4.

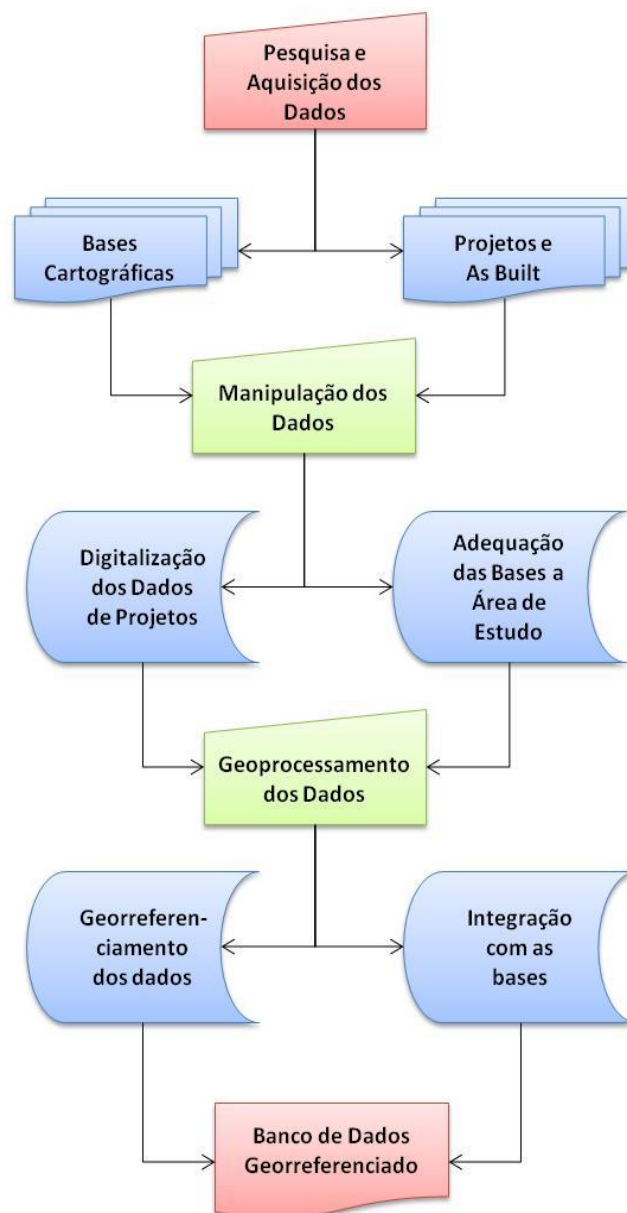


Figura 5.4 – Fluxograma de Georreferenciamento dos Dados. Fonte: (Ribeiro *et al.*, 2011).

Em seguida os pontos geotécnicos foram cruzados com informações biofísicas de sua localização espacial, formando uma única base de dados através da Álgebra de Mapas.

Segundo TOMLIN (1990), um modelo cartográfico pode ser visualizado como uma coleção de mapas registrados em uma base cartográfica comum, em que cada mapa é uma variável sujeita a operações matemáticas tradicionais. A álgebra de mapas é um processo que decorre de operações primitivas de pontos, vizinhança e regiões sobre diferentes mapas, em uma lógica sequencial para interpretar e resolver problemas espaciais. Neste contexto, a sequência de operações é similar à solução algébrica de um conjunto de equações.

Após a uniformização cartográfica dos dados, foram selecionados os mapas relativos à Pedologia, Geologia, Vegetação, Geomorfologia, Altimetria, Coordenadas planimétricas (Este, Norte) e Variáveis Geotécnicas. Esses mapas foram cruzados com a finalidade de associar espacialmente cada ponto com sua classificação geotécnica às variáveis biofísicas já citadas.

Para realizar essa operação utilizou-se a função *SpatialJoin* do ArcGIS que possibilitou o cruzamento dos dados e formou uma única camada vetorial, fruto dessas operações e que contém todas as informações necessárias para a modelagem. Posteriormente, os arquivos vetoriais, em formato *shapefile*, foram exportados para o formato *.xlsx* a fim de serem pré-processados no Excel.

### **5.5.5 Tratamento Estatístico dos Dados**

Devido ao grande volume de dados, de distintas fontes, realizou-se um processo de *Data Mining* com a finalidade de filtrar e agrupar as amostras em valores de CBR e classificação TRB próximos e ainda retirar os valores que se desviam do conjunto de dados para garantir um conjunto de dados sem ruído. Executou-se, também, uma amostragem

espacial dos pontos em relação à área de estudo com intuito de verificar sua representatividade, bem como sua distribuição qualitativa. Realizou-se ainda uma análise estatística de correlação e significância que teve a finalidade de filtrar quais as variáveis biofísicas devem ser usadas, dentre as disponíveis, e se elas eram significantes para prever as variáveis biofísicas.

### 5.5.6 Pré-processamento dos Dados

Nesta etapa os dados georreferenciados, oriundos do cruzamento espacial das informações biofísicas com a classificação geotécnica dos pontos, foram extraídos do SIG em formato tabular (.xlsx) e foram submetidos a um pré-processamento com a finalidade de se adequarem às restrições impostas pela modelagem neural. Tal processamento consistiu em duas etapas:

- **Numerização dos dados:** a numerização consistiu em atribuir um valor decimal aos dados que possuem valores alfanuméricos (variáveis qualitativas);
- **Transformação em variáveis Dummy:** essa etapa consistiu em organizar os dados de saída da rede neural de maneira que as informações numéricas passassem a corresponder aos valores 0 e 1. Isso foi necessário porque a RNA tratou essa modelagem como um problema de classificação de dados. A Tabela 5.2, apresenta um exemplo do pré-processamento com variáveis *Dummy* (Dummyzação).

**Tabela 5.2 - Exemplo de pré-processamento realizado.**

Dados Nominais	Numerizado	Dummy
A (a1, a2, a3)	A (1, 2, 3)	A(001, 010, 100)
B (b1, b2, b3, b4)	B (1, 2, 3, 4)	B(0001, 0010, 0100, 1000)
C (c1, c2, c3, c4, c5)	C (1, 2, 3, 4, 5)	C(00001, 00010, 00100, 01000, 10000)

### 5.5.7 Modelagem Geotécnica Neural

O processamento dos dados em uma RNA consiste em treinar, validar e testar o modelo adotado. Para isso, utilizou-se um módulo de ferramentas denominado *Toolboxes*, e dentro dele mais especificamente o *Neural Network Tool* ou simplesmente NNTOOL, que é uma interface gráfica que possibilita a construção de diferentes topologias, com variações de algoritmos e parâmetros de treinamento de RNAs no aplicativo MATLAB. Assim, foi elaborada uma árvore de testes que nada mais é que desenvolver uma bateria de testes no NNTOOL buscando encontrar uma arquitetura mais adequada para o problema em questão, ou seja, aquela na qual os erros das saídas estimadas, para o conjunto de testes, sejam menores quando comparados aos valores reais. Esta ferramenta tem sido empregada em diversos trabalhos que utilizaram modelagem através de RNAs. DA SILVA (2003) destaca a grande flexibilidade na manipulação e formatação de arquivos e diversidade de algoritmos implementados eficientemente como alguns dos pontos positivos que o levaram a eleger essa ferramenta na modelagem Neural realizada em seu trabalho.

Os parâmetros envolvidos em um algoritmo de RNA permitem uma grande variação nas possibilidades de treinamento. Por esse motivo torna-se quase inviável testar todas as possibilidades com variações diferentes nos parâmetros. Para esse trabalho foi realizado um conjunto de variações até se chegar aos parâmetros que melhor se adaptaram aos dados, ou seja, os parâmetros que possibilitaram uma taxa de acerto maior.

Os dados utilizados para realizar o treinamento nos três modelos, desenvolvidos aqui, foram divididos em três conjuntos, como ditos anteriormente, sendo 60% utilizados para treinamento, 20% para validação e 20% para teste. Esses conjuntos de dados foram selecionados randomicamente sem repetição. Os dados de entrada da rede foram as variáveis biofísicas: Pedologia, Geologia, Vegetação e Geomorfologia, Altimetria e Coordenadas Este e Norte e o dado de saída da rede é uma característica geotécnica para cada um dos três

modelos, sendo elas: Classificação TRB, CBR-N (CBR na energia normal de compactação) e CBR-I (CBR na energia intermediária de compactação).

Após a definição dos conjuntos de dados, foi iniciado o treinamento da RNA, com a finalidade de encontrar a(s) melhor(es) topologia(s) que se ajustasse ao fenômeno estudado. Para isto, foram testados diversos algoritmos, bem como realizou-se a variação de seus parâmetros (número de camadas intermediárias, quantidade de neurônios em cada camada, taxa de aprendizagem, termo momentum, número de épocas de treinamento e outros).

O algoritmo selecionado para iniciar os testes foi o Levenberg-Marquardt, com termo de momento. Esse algoritmo é uma das formas modificadas do algoritmo *backpropagation*, o qual utiliza o método de Newton, para aproximar o mínimo da função de erro (HAYKIN, 2001).

A escolha inicial desse algoritmo deu-se em função das recomendações contidas BEALE *et al.* (2010), que sugerem seu uso por ser um algoritmo de treinamento rápido quando se tem um conjunto de treinamento de tamanho não muito grande e por apresentar bons resultados de generalização para a maioria dos casos.

Apesar de outros algoritmos, como por exemplo, o algoritmo de gradiente descendente *backpropagation* com *momentum* e taxa de aprendizagem adaptativa, terem sido testados, foi confirmada a eficiência do algoritmo Levenberg-Marquardt, com termo de momento (TRAINLM), onde o melhor resultado para os três parâmetros geotécnicos foi obtido através desse algoritmo com as topologias descritas na Tabela 5.3.

**Tabela 5.3 – Topologias escolhidas.**

<b>Modelo</b>	<b>Classificação TRB</b>	<b>CBR-N</b>	<b>CBR-I</b>
<b>RNA</b>	(7:100:10)	(7:100:12)	(7:100:12)



Como visto na Tabela 5.3 as topologias escolhidas são muito semelhantes, o que as diferencia é apenas o número de neurônios na camada de saída, função do número de possibilidades distintas de resultados dessas variáveis para cada modelo desenvolvido. Tendo resultado em topologias com a seguinte descrição: uma camada de entrada com 7 neurônios que são iguais a quantidade de variáveis de entrada, uma camada intermediária com 100 neurônios e uma camada de saída com 10 neurônios para a Classificação TRB e 12 neurônios para os CBR nas energias de compactação normal e intermediária.

### **5.5.8 Análise dos Resultados**

Os resultados obtidos a partir do modelo neural foram analisados através do cálculo do MSE (*Mean of Squared Error*) ou (Quadrado Médio dos Erros), bem como através de testes estatísticos que venham a verificar e comparar os valores estimados pela RNA e os valores reais obtidos em ensaios. Esses testes devem ser feitos para atestar a precisão dos modelos geotécnicos produzidos.

### **5.5.9 Desenvolvimento do SIG-Web**

Na última etapa foi desenvolvido um aplicativo SIG-Web, onde todas as informações obtidas pelos modelos, bem como todas as informações usadas para gerá-lo, foram disponibilizadas em formatos georreferenciados. Essa ação se deu para facilitar o futuro uso desses dados, sendo a aplicação desenvolvida sobre a biblioteca *MapServer* que é uma ferramenta livre de código fonte aberto. A esta aplicação foi acoplado um realimentador de pontos geotécnicos, onde a partir do SIG-Web qualquer pessoa que possua informações geotécnicas de interesse à pavimentação, desde que estejam georreferenciadas, poderão

carregar tais dados no sistema para que esses pontos possam ser usados para melhorar as estimativas dos modelos aqui gerados.

## **5.6 Considerações Finais**

A metodologia apresentada neste capítulo foi aplicada para a criação de 3 modelos de previsão de parâmetros geotécnicos de interesse a pavimentação (Classificação TRB, CBR-N e CBR-I). A Região Metropolitana de Fortaleza foi à área escolhida para esta aplicação, conforme será apresentado no Capítulo 6 desta dissertação.

## CAPÍTULO 6

### APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

#### 6.1 Considerações Iniciais

A ideia principal desta investigação foi o desenvolvimento de um método para estimação e localização das características geotécnicas de interesse à pavimentação (CBR e TRB) dos solos da RMF de forma indireta, eficaz, rápida e de baixo custo. Espera-se que o método venha a contribuir com os projetistas e tomadores de decisão quanto à caracterização e localização, à priori, dos solos da RMF para uso na engenharia rodoviária. Um produto adicional deste trabalho é a possibilidade do mapeamento das áreas ambientalmente protegidas, tais como Unidades de Conservação, Terras Indígenas, Zonas Costeiras (Dunas e Estuários), APA (Área de Preservação Ambiental), APP (Área de Preservação Permanente) dentre outras que não devem ser usadas para estes fins por se tratarem de áreas de preservação.

Este capítulo descreve a aplicação da metodologia proposta (ver Capítulo 5) para a predição das características geotécnicas (Classificação TRB, CBR-N e CBR-I) dos solos da RMF. Para tanto, são apresentados e discutidos os resultados obtidos na modelagem de cada parâmetro geotécnico utilizado neste trabalho, bem como o seu mapeamento e a disponibilização das informações preditas em ambiente SIG-Web.

#### 6.2 Análise Exploratória dos Dados

As informações referentes aos dados geotécnicos da RMF foram adquiridas em projetos viários pré-existent e estudos acadêmicos relevantes que fizeram investigações de solos com

fins de pavimentação nesta região. Com o objetivo de conhecer os dados utilizados como parâmetros de saída para a esta modelagem, faz-se aqui uma exploração estatística das informações adquiridas.

Além dos dados mencionados anteriormente, foram utilizados como parâmetros de entrada (variáveis explicativas) desta modelagem, informações biofísicas (explicadas no Capítulo 5). Com isso, nesta seção será realizada uma análise exploratória dos dados geotécnicos e uma análise de correlação e significância que relacionem de forma estatística as variáveis de entrada com as variáveis de saída do modelo neural a partir de uma análise de regressão logística multivariada de dados.

### **6.2.1 Análise dos Dados da Classificação TRB, CBR-N e CBR-I**

Os dados geotécnicos adquiridos para esta pesquisa somam 876 pontos geotécnicos georreferenciados em todo o território da RMF. Todos os pontos possuem os resultados da classificação TRB. Do total de pontos, verificou-se que 547 possuem o valor do CBR-N e são oriundos de investigações do subleito, bem como 389 pontos têm o valor do CBR-I e são oriundos de investigações de jazidas e empréstimos. Para facilitar o processo da modelação desses parâmetros geotécnicos, os valores de CBR foram agrupados em intervalos de variação de 5%.

As informações referentes aos pontos geotécnicos adquiridos da região em estudo podem ser visualizadas nas Figuras 6.1, 6.2 e 6.3 que são mapas que ilustram tais dados. A partir desses mapas foi possível extrair informações de distribuição dos dados, bem como fazer um cruzamento desses pontos com as bases cartográficas oriundas das variáveis biofísicas utilizadas aqui como variáveis explicativas dos três modelos propostos.

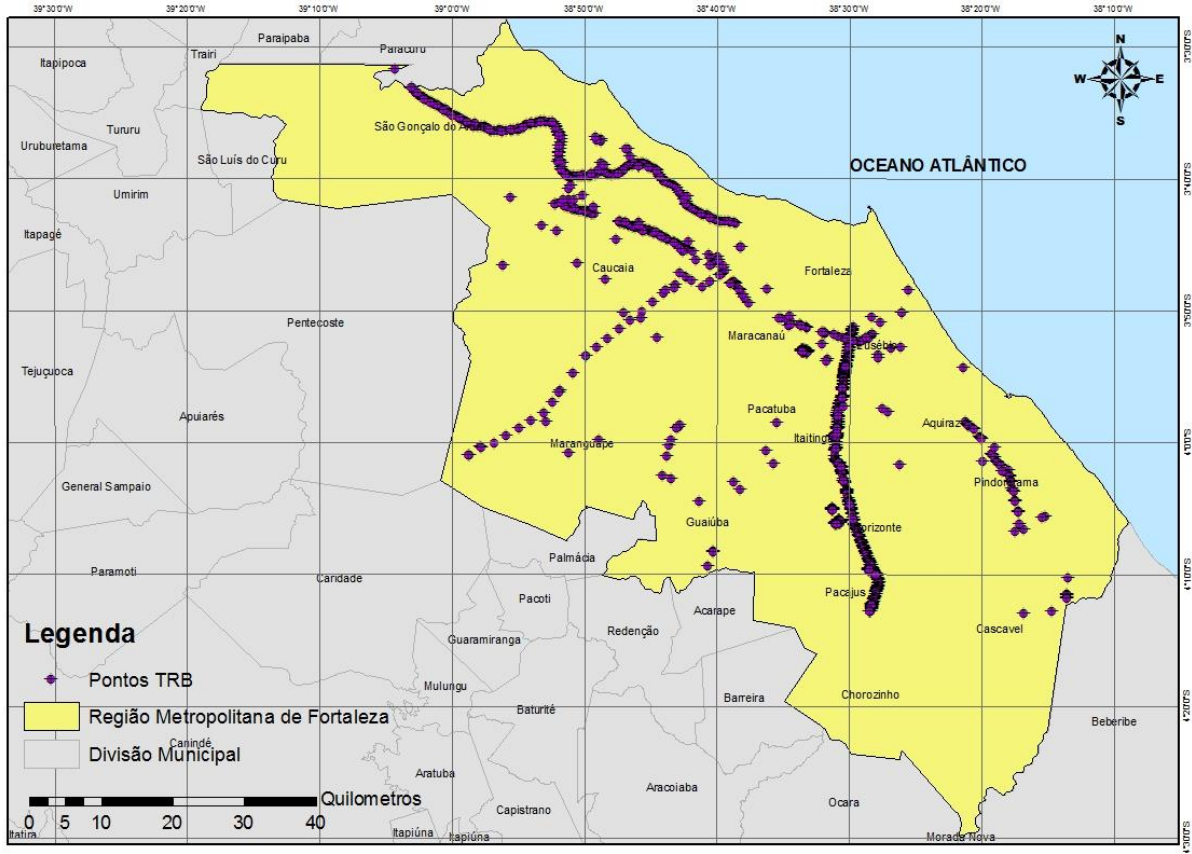


Figura 6.1 – Distribuição Espacial dos 876 Pontos com Classificação TRB.

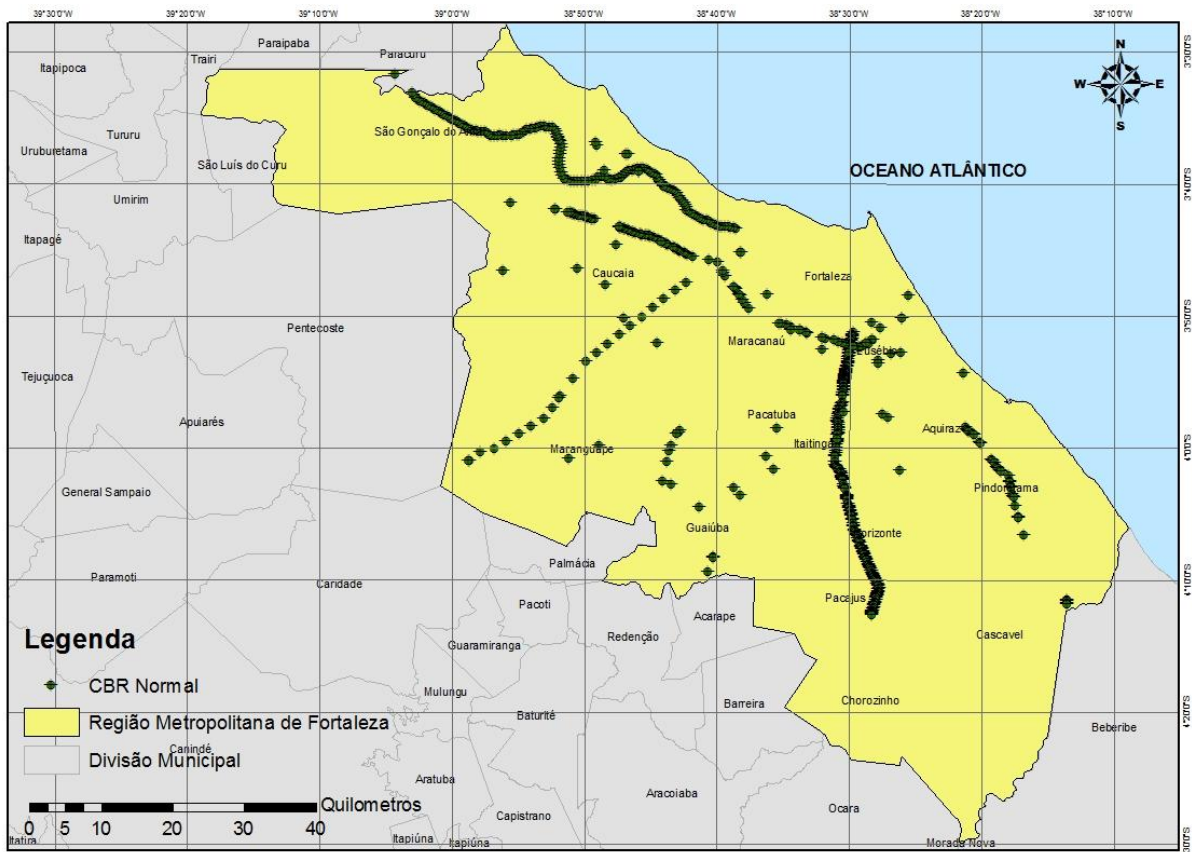
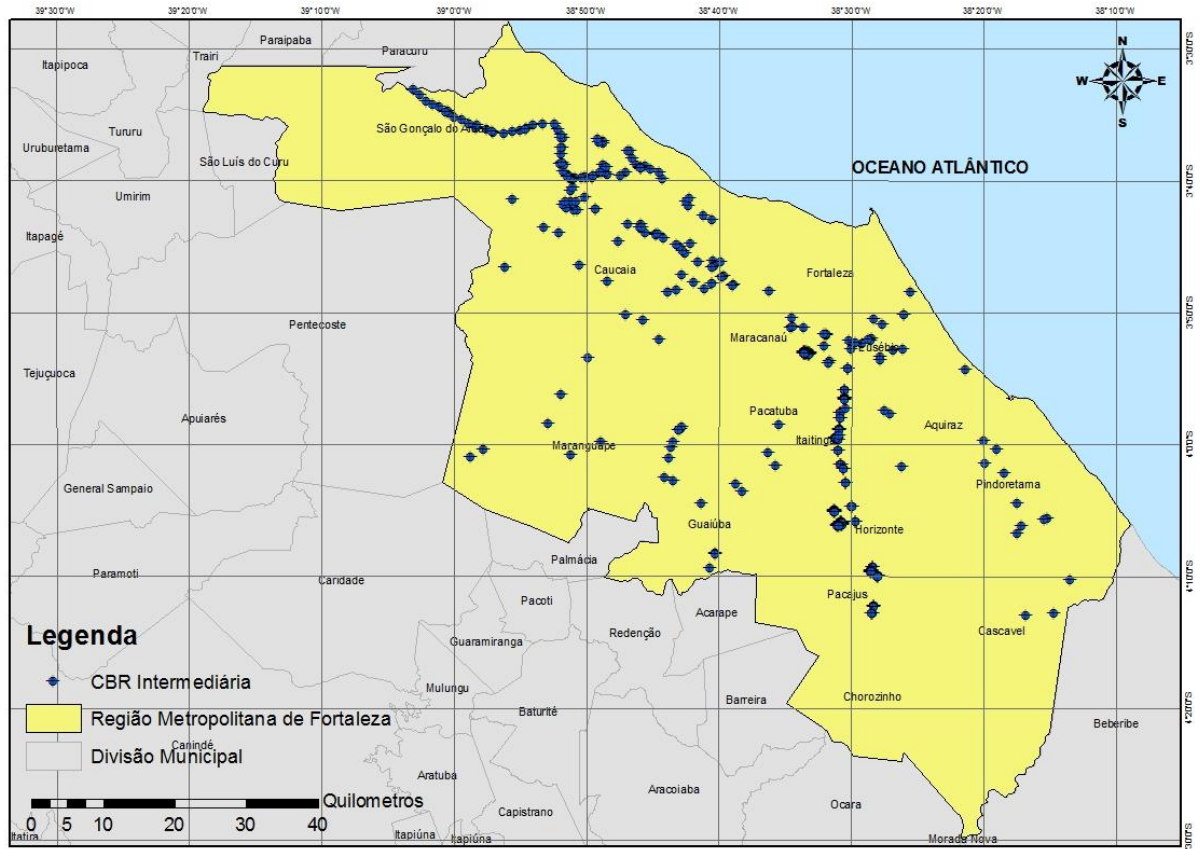
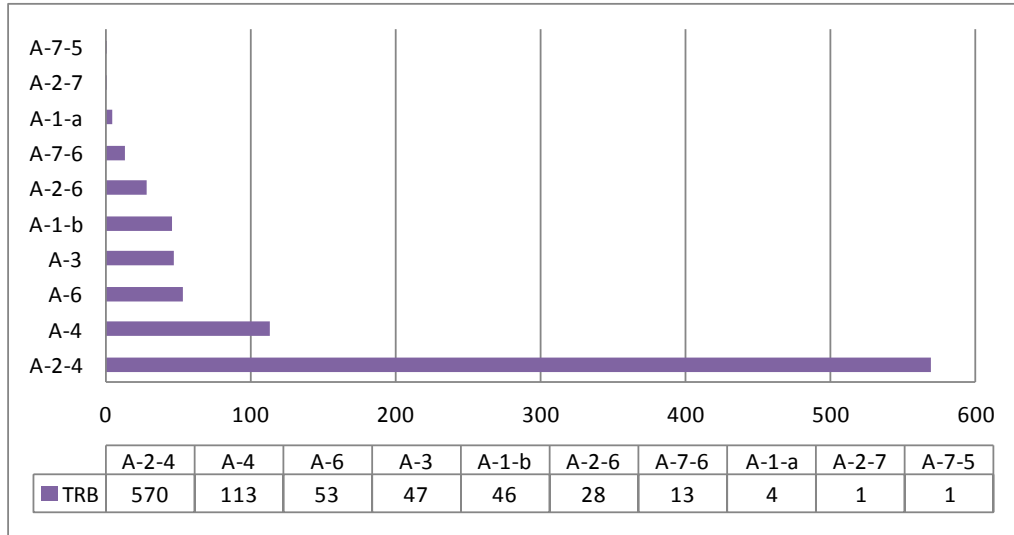


Figura 6.2 – Distribuição Espacial dos 547 Pontos com Valores de CBR-N.



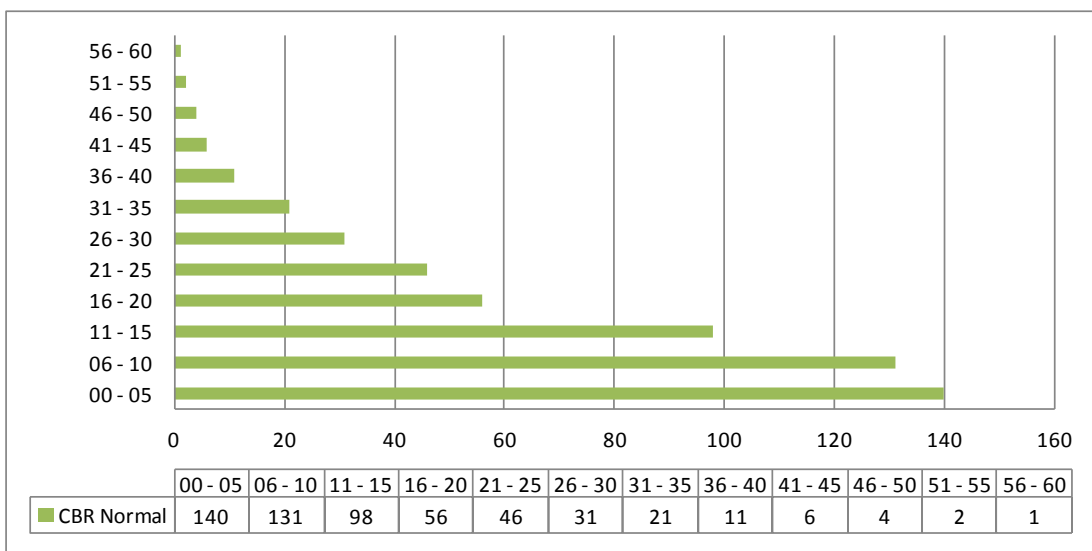
**Figura 6.3 – Distribuição Espacial dos 389 Pontos com CBR-I.**

De posse das informações contidas no mapa apresentado na Figura 6.1, de distribuição espacial dos 876 pontos que possuem classificação TRB, foi possível estratificar as quantidades de pontos existentes por classe TRB. O gráfico da Figura 6.4 mostra o percentual de cada classe TRB distribuída no mapa da Figura 6.1. Pode-se perceber que a classe TRB que predomina é a Classe A-2-4. Já a Classe A-7-5 aparece menos, tendo apenas uma amostra no conjunto de pontos do banco de dados.



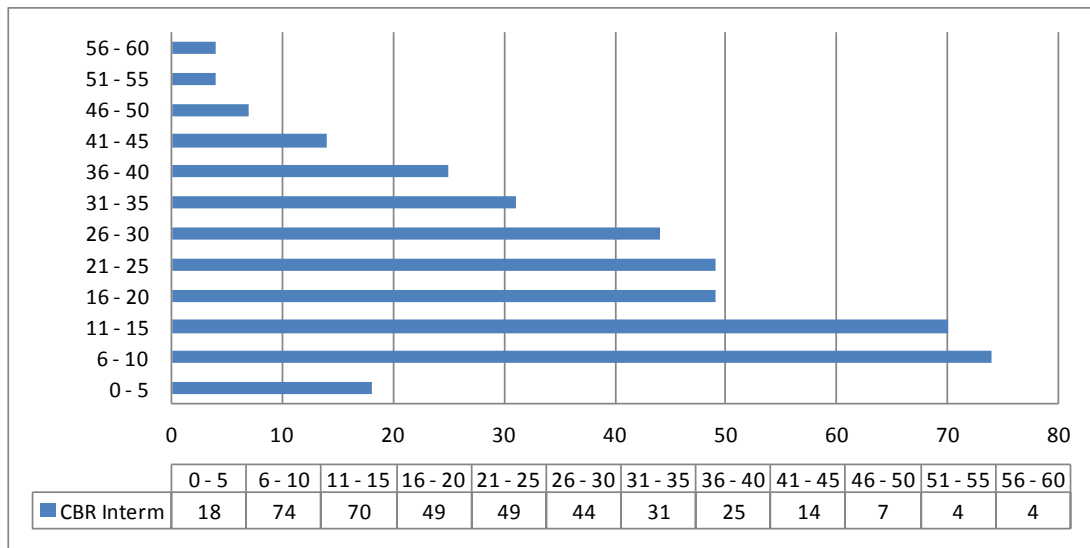
**Figura 6.4 – Estratificação dos Pontos com Classificação TRB.**

Observou-se que dentre os 876 pontos usados para elaborar a Figura 6.1, a maior parte destes, mais precisamente 547 pontos também possuíam o valor de CBR na energia normal de compactação. Sendo assim, elaborou-se a Figura 6.5 que mostra os valores do CBR-N estratificados em intervalos de 5% de variação. Pode-se verificar que os valores de CBR-N do subleito que predominam estão entre 0 e 30%. Já os valores de CBR-N entre 30% e 60% encontram-se em quantidades bem inferiores.



**Figura 6.5 – Estratificação dos Pontos com CBR-N.**

A partir dos dados adquiridos foram encontrados também 389 pontos com CBR na energia intermediária de compactação que foram estratificados em intervalos de 5% de variação, conforme mostra a Figura 6.6. Percebe-se que dentre os valores de CBR-I, de jazidas e empréstimos, predominam os valores entre 6% e 45%.



**Figura 6.6 – Estratificação dos Pontos com CBR-I.**

De posse dos mapas e gráficos elaborados (Figuras 6.1 a 6.6) é possível realizar algumas análises básicas acerca das amostras dos dados geotécnicos utilizados para a modelagem aqui proposta:

- a) Em todos os mapas de pontos, percebe-se uma boa representatividade espacial (boa distribuição na área da RMF) do ponto de vista qualitativo;
- b) Os modelos da classificação TRB terão um maior conjunto de dados, porém mais de 60% da amostra se concentra na classe A-2-4;
- c) Para os pontos com CBR-N, existe predominância de valores entre 0 – 25%, sendo divididos entre as cinco faixas iniciais de espaçamento de 5%;
- d) Os valores de CBR-I têm uma melhor distribuição geostatística dentre as 3 informações geotécnicas vistas neste estudo.



### 6.2.2 Relações Espaciais e Estatísticas entre as Variáveis Explicadas e Explicativas

Uma das principais vantagens da metodologia concebida nessa dissertação é sua fundamentação no uso de informações 100% secundárias. Observe-se que para a geração dos mapas já apresentados, apenas foram utilizados dados pré-existentes de estudos geotécnicos oriundos dos projetos rodoviários. Entretanto existe uma grande quantidade de dados biofísicos disponíveis para uso e que, no geral, não são explorados para finalidades rodoviárias. Como essa modelagem trata de propriedades dos solos, as variáveis biofísicas selecionadas para uso foram às informações que tem uma relação direta com a gênese, formação, desenvolvimento e classificação dos solos. Dessa forma, pode-se conferir ao solo uma determinada e/ou várias características distintas que possibilitam a diferenciação dos tipos dos mesmos.

Conforme visto no Capítulo 2, JENNY (1941) publicou que o solo é o produto da interação entre diversos fatores biofísicos, mas destacou em sua equação que os principais fatores de formação do solo são: Clima (Cl), Organismos (o), Relevo (r), Material de Origem (p) e Tempo (t). Para JENNY (1941) outros fatores também atuavam na formação dos solos, mas não intensamente como os cinco citados e afirmou que os solos podiam ser preditos a partir desses fatores. Esse modelo ficou conhecido como CLORPT.

Os fatores citados por JENNY (1941) se tornaram a essência para o mapeamento e predição de solos. Outros cientistas, atuantes na área, buscaram outras relações de predição de solos, como MCBRATNEY *et al.* (2003) que propuseram uma nova abordagem para o modelo CLORPT, utilizando técnicas de modelagem matemática. Para estes autores os solos podem ser preditos pelas seguintes informações: Próprio Solo/Pedologia (s), Clima (c), Organismos (o), Relevo (r), Material de Origem (p), Tempo (a), Localização Geográfica (n). Tal modelo ficou conhecido como SCORPAN.

Para a modelagem do presente trabalho foram selecionadas as seguintes variáveis biofísicas para prever as características dos solos TRB, CBR-N CBR-I da RMF: Pedologia (representando a taxonomia do solo), Geologia (representando o material de origem do solo), Vegetação (representando os organismos que atuam nos solos e/ou que se desenvolvem a partir do solo), Geomorfologia (representando o relevo/paisagem, dinâmica do material), Altimetria (representando indiretamente o clima, devido a esse influenciar no regime de chuvas e infiltração de água no perfil do solo e temperatura) e Coordenadas Este e Norte (representando a localização dos solos).

Desta forma foi realizado um cruzamento espacial entre as variáveis biofísicas descritas anteriormente e os pontos geotécnicos para os três diferentes parâmetros que foram modelados, com a finalidade de demonstrar a representatividade dos pontos em relação à estratificação das variáveis biofísicas selecionadas. Os dados referentes a todos os pontos foram distribuídos separadamente por característica em um conjunto de mapas das variáveis de entrada do modelo neural. Após isso foi realizada uma análise de correlação e significância entre as variáveis explicadas e as variáveis explicativas dos modelos gerados.

O cruzamento dos pontos georreferenciados com as variáveis ambientais permitiu a realização de algumas análises relevantes a esta investigação. Observando-se as figuras desta seção que são mapas e gráficos, percebe-se que os pontos geotécnicos estão espacialmente bem distribuídos. Fazendo-se um cruzamento com todos os valores que distinguem as variáveis biofísicas estudadas e que representam toda a área da RMF, foi possível realizar uma modelagem mais confiável e uma extrapolação dos dados modelados para a toda área de estudo com uma menor incerteza.

De posse destes dados, buscou-se na literatura técnicas estatísticas para relacionar variáveis nominais (qualitativas) entre si e extrair uma análise de correlação e/ou significância

destas variáveis para um determinado modelo não linear, pois para regressão linear os dados devem ser numéricos e esse não é o caso dos dados aqui manipulados.

A técnica capaz de analisar o pretendido foi a Regressão Logística Multinomial de Dados. Essa técnica foi utilizada para correlacionar de forma individual e/ou múltipla as variáveis biofísicas com os parâmetros geotécnicos TRB, CBR-N e CBR-I, a fim de se determinar a correlação ou a significância entre elas e, a partir daí, concluir se essas variáveis poderiam explicar as informações geotécnicas propostas nos três modelos neurais aqui desenvolvidos.

Os resultados dos testes de correlação e significância entre as variáveis explicadas (TRB, CBR-N e CBR-I) e as variáveis explicativas (Geologia, Vegetação, Pedologia, Geomorfologia, Altimetria, Coordenadas Este e Norte) podem ser vistos nas Tabelas 6.1 e 6.2.

**Tabela 6.1 – Coeficiente de Correlação entre as variáveis**

<b>Pseudo R<sup>2</sup></b>	
<b>TRB</b>	
Cox e Snell	0,264
Nagelkerke	0,288
<b>CBR-N</b>	
Cox e Snell	0,225
Nagelkerke	0,230
<b>CBR-I</b>	
Cox e Snell	0,393
Nagelkerke	0,398

Os valores obtidos na Tabela 6.1 para os R<sup>2</sup> de Cox e Snell, bem como de Nagelkerke são aceitáveis em torno de 40% para CBR-I, 23% para o CBR-N e 28% para TRB, o que indica a existência de uma relação, mesmo que pequena, entre as variáveis Geotécnicas e Biofísicas. Esses valores são considerados aceitáveis, principalmente devido a escala de distribuição das variáveis biofísicas e ao tamanho da amostra (876 para TRB, 547 para

CBR-N e 389 para CBR-I), já que para amostras grandes os valores dessas estatísticas podem ser menores que 60% e 40% (HOSMER e LEMESHOW, 2000). Considerando-se então os valores desses testes, pode-se afirmar que o modelo possui um ajuste razoável.

**Tabela 6.2 – Teste de Razão de Verossimilhança (Significância das Variáveis)**

Variáveis	Significância (95%)		
	TRB	CBR-N	CBR-I
Vegetação	0	0,007	0
Pedologia	0,001	<b>0,793</b>	0,036
Geologia	<b>0,183</b>	0,027	0,050
Geomorfologia	0	0,019	0,036
Este	0,003	<b>0,394</b>	0,004
Norte	0	0,004	0,002
Altimetria	0	<b>0,191</b>	0,001
Intercepto	0,003	0,008	0,002

Após os resultados de significância através do teste razão de verossimilhança com confiança de 95%, ou seja, para ter significância ao modelo a variável deve apresentar valor menor que 5% (0,05). É possível verificar na Tabela 6.2 que para o modelo de CBR-I todas as variáveis apresentaram significância para compor o modelo. Já para CBR-N três das variáveis ficaram com coeficiente acima de 5% (0,05). Para os valores de TRB apenas uma das variáveis ficou com valor acima da significância permitida (valores em negrito). As variáveis em negrito não são muito significantes para compor o modelo neural.

Porém observando os valores de significância do teste quando se utiliza a interseção de todos os valores das variáveis biofísicas, é possível afirmar que para todos os modelos as variáveis juntas apresentam valores menores que 5% (0,05), como pode-se observar na Tabela 6.2, portanto tem significância muito boa para compor os modelos, podendo assim explicar os fenômenos geotécnicos em questão. Logo mesmo as informações que não atingiram o coeficiente individual de significância de até 5% farão parte do modelo final neural de predição das características geotécnicas aqui apresentadas. Ressalta-se que outras variáveis

biofísicas (Clima, Biota e Irradiação Solar) além das apresentadas foram testadas, mas a significância individual e do intercepto apresentou valores muito elevados, em torno de 30% (0,3), não sendo recomendadas a compor a modelagem.

A seguir são apresentadas três seções que ilustram a interseção dos pontos das características geotécnicas com os mapas das variáveis biofísicas escolhidas para comporem o modelo de predição através das RNAs. Aqui não serão ilustrados os pontos distribuídos no mapa das variáveis Coordenadas Este e Coordenadas Norte, pois estas já estão representadas nos demais mapas pelas as malhas de coordenadas.

#### **6.2.2.1 Classificação TRB × Variáveis Biofísicas**

##### **(a) Pedologia**

As Figuras 6.7 e 6.8 ilustram, respectivamente, a espacialização e as quantidades de pontos TRB distribuídos por valor de cada classe pedológica classificada pelo Sistema Brasileiro de Classificação dos Solos – SiBCS (2006). Os pontos geotécnicos de Classificação TRB estão distribuídos principalmente, cerca de 95% dos pontos, nas Classes Pedológicas dos Argissolos Vermelho Amarelo, dos Neossolos Quartzarênico e dos Planossolos Solódicos. As demais classes pedológicas ocorrentes na RMF também estão representadas pelos pontos geotécnicos, só que em menor quantidade. Isso ocorre devido à distribuição dos pontos ser comandada pela malha viária das quais se obteve projetos para extração desses dados.

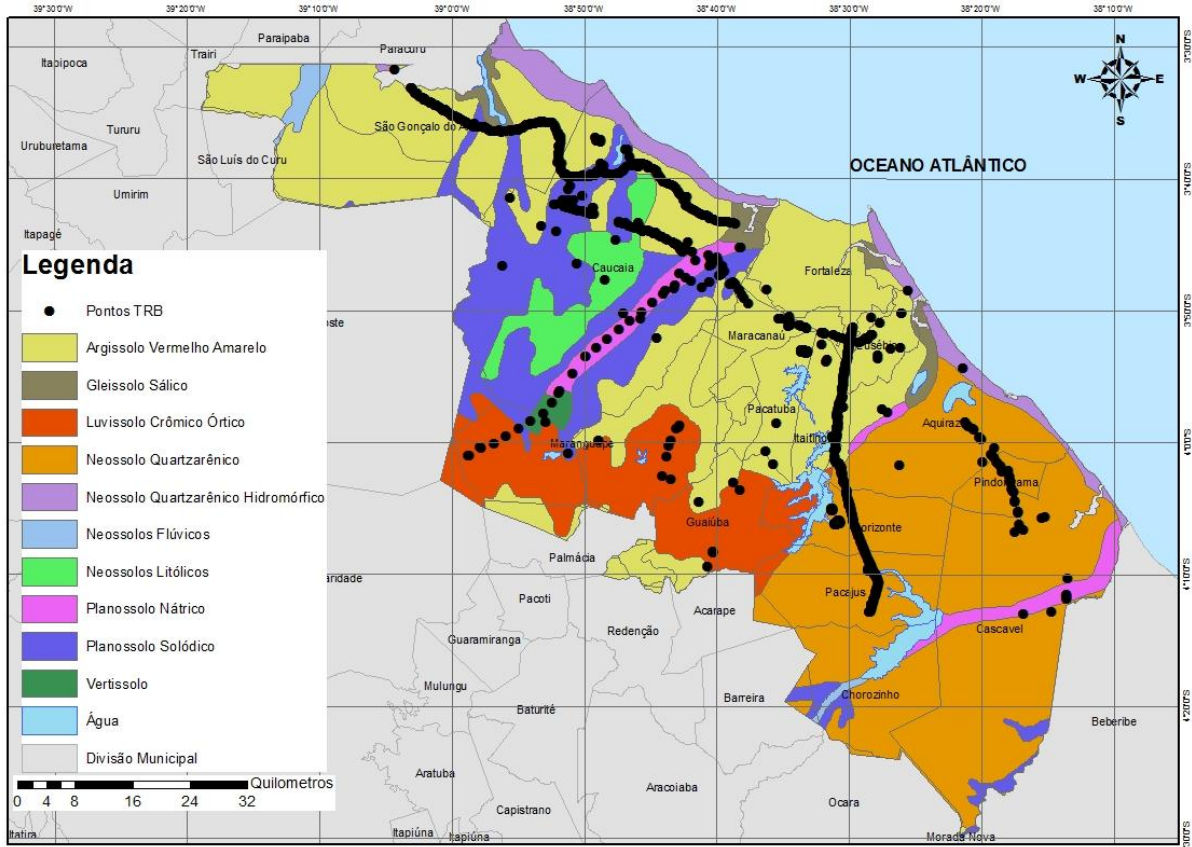


Figura 6.7 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Pedologia da RMF.

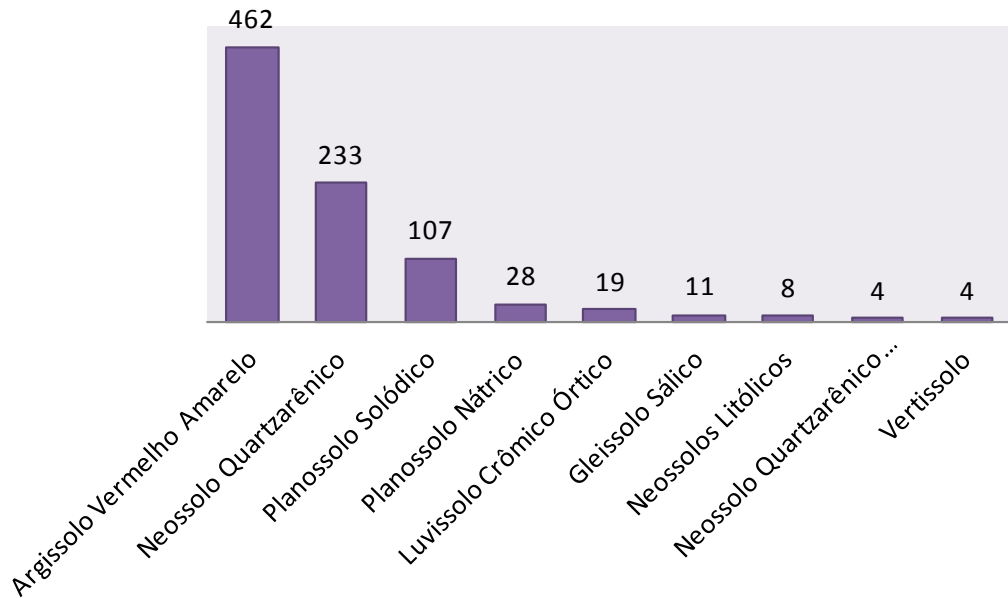
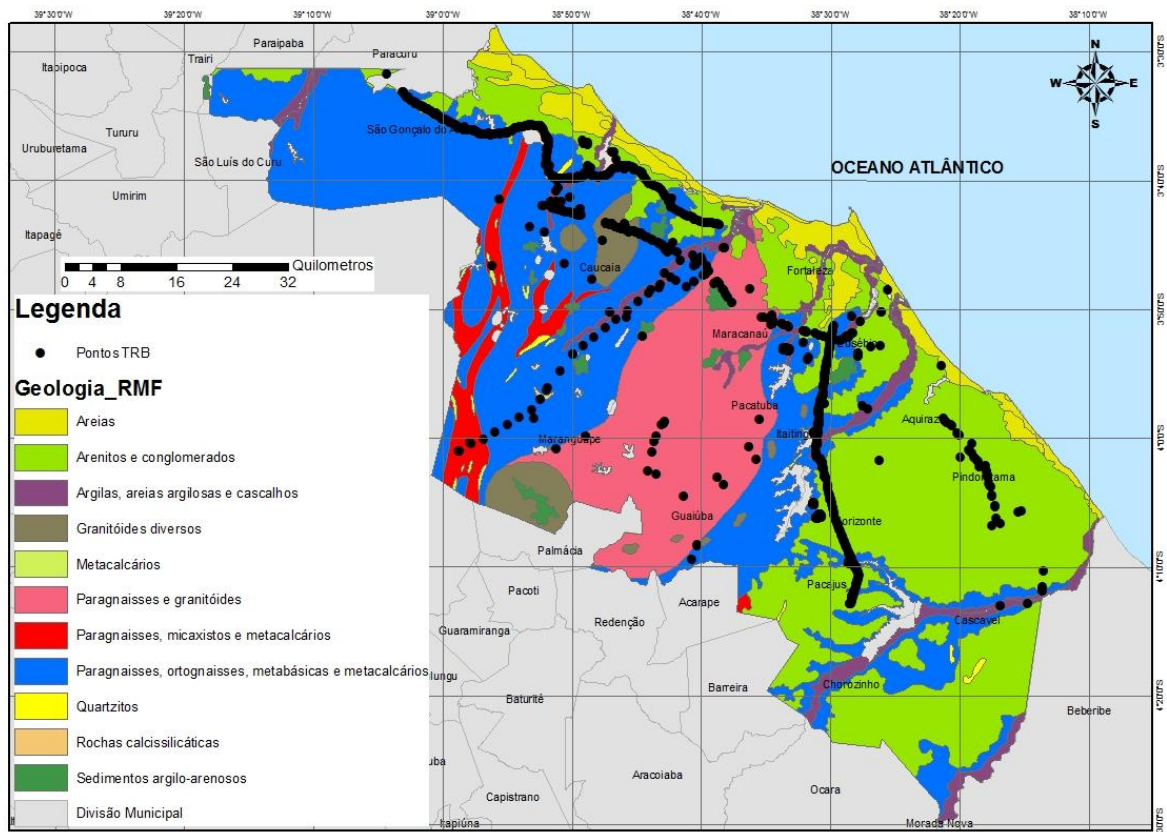


Figura 6.8 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Pedologia da RMF.

## (b) Geologia

A Geologia está classificada por nível litológico, onde pode-se perceber que todos os pontos da classificação TRB estão distribuídos ocupando todas as classes geológicas. As Figuras 6.9 e 6.10 ilustram a distribuição dos pontos geotécnicos por nível litológico. Observa-se ainda que a maior parte dos pontos estão distribuídos nas rochas metamórficas Paragneisses e nas rochas sedimentares Arenitos e Conglomerados. As demais classes geológicas estão representadas por quantidades menores de pontos.



**Figura 6.9 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Geologia da RMF.**

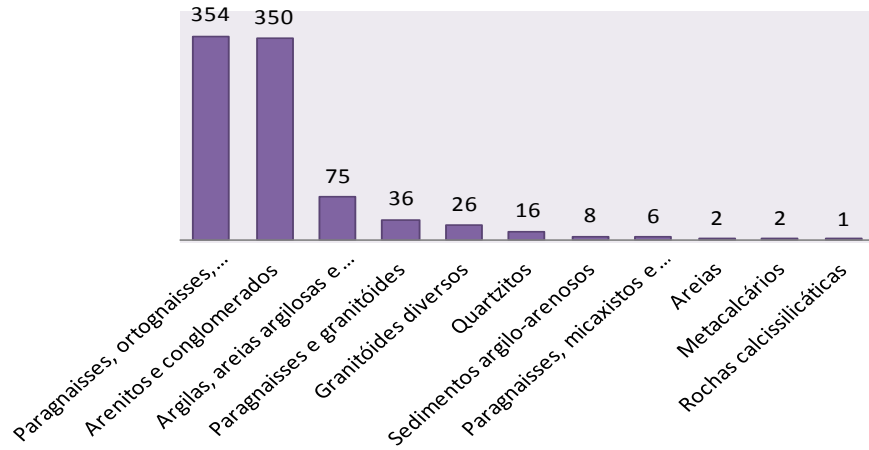


Figura 6.10 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Geologia da RMF.

(c) Vegetação

Nas Figuras 6.11 e 6.12, pode-se perceber que os pontos distribuídos pelas informações diferentes de vegetação ocupam os quinze diferentes parâmetros fitofisionômicos presentes na RMF classificados pelo MMA (2009). Porém os pontos predominam nas Classes Ag+Ta, Ag+P, Iu, Td e Ta+Ag.

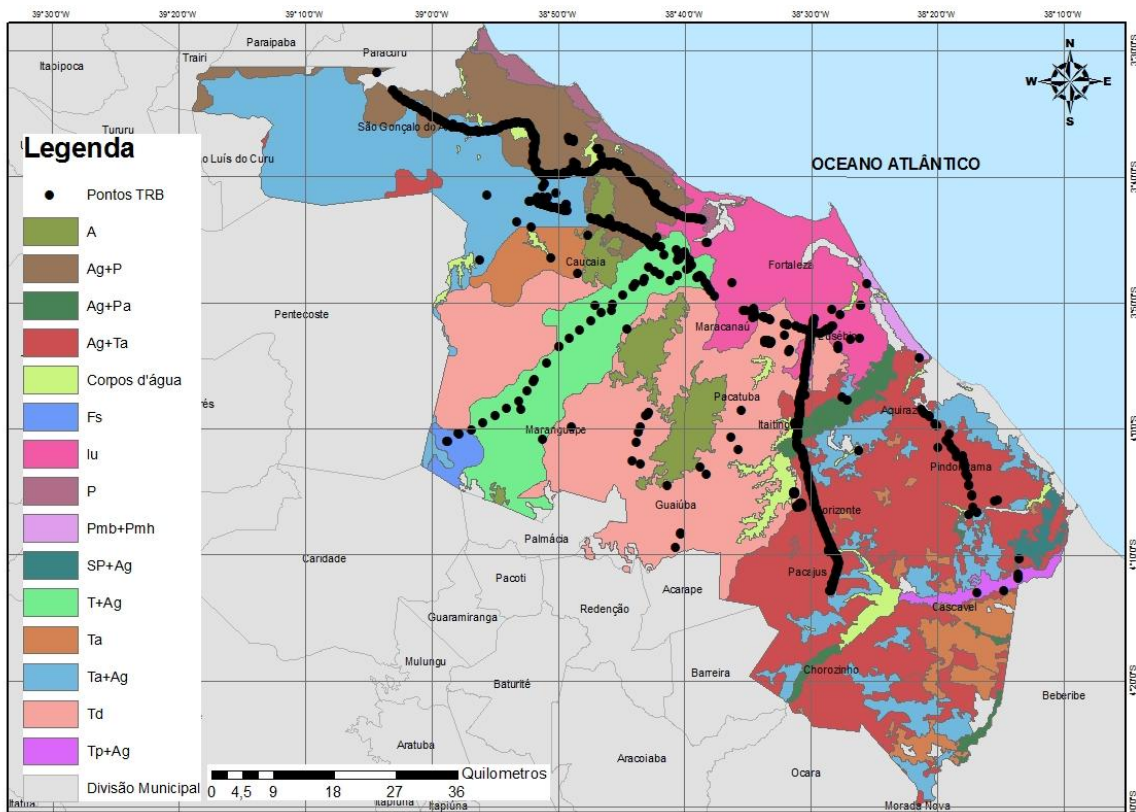


Figura 6.11 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Vegetação da RMF.



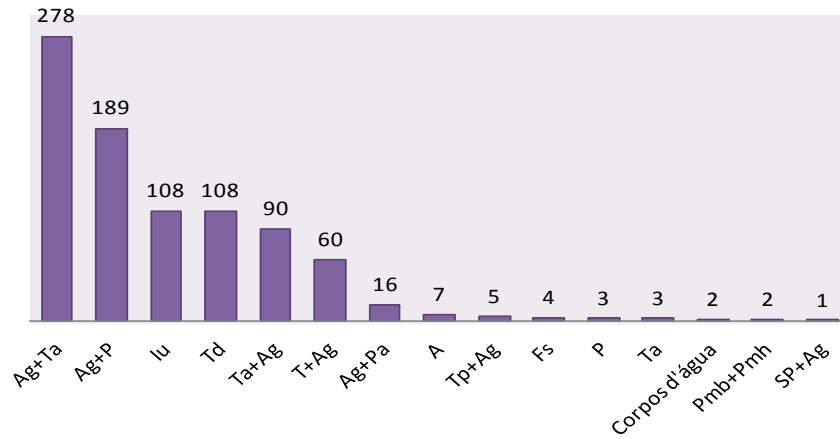


Figura 6.12 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Vegetação da RMF.

**(d) Geomorfologia**

O cruzamento dos pontos da classificação TRB com a Geomorfologia, variável com menor quantidade de valores, da RMF pode ser observado nas Figuras 6.13 e 6.14. Ressalta-se que a maior parte dos pontos estão concentrados nos Tabuleiros Costeiros e na Depressão Sertaneja, que são as partes mais baixas e planas do relevo.

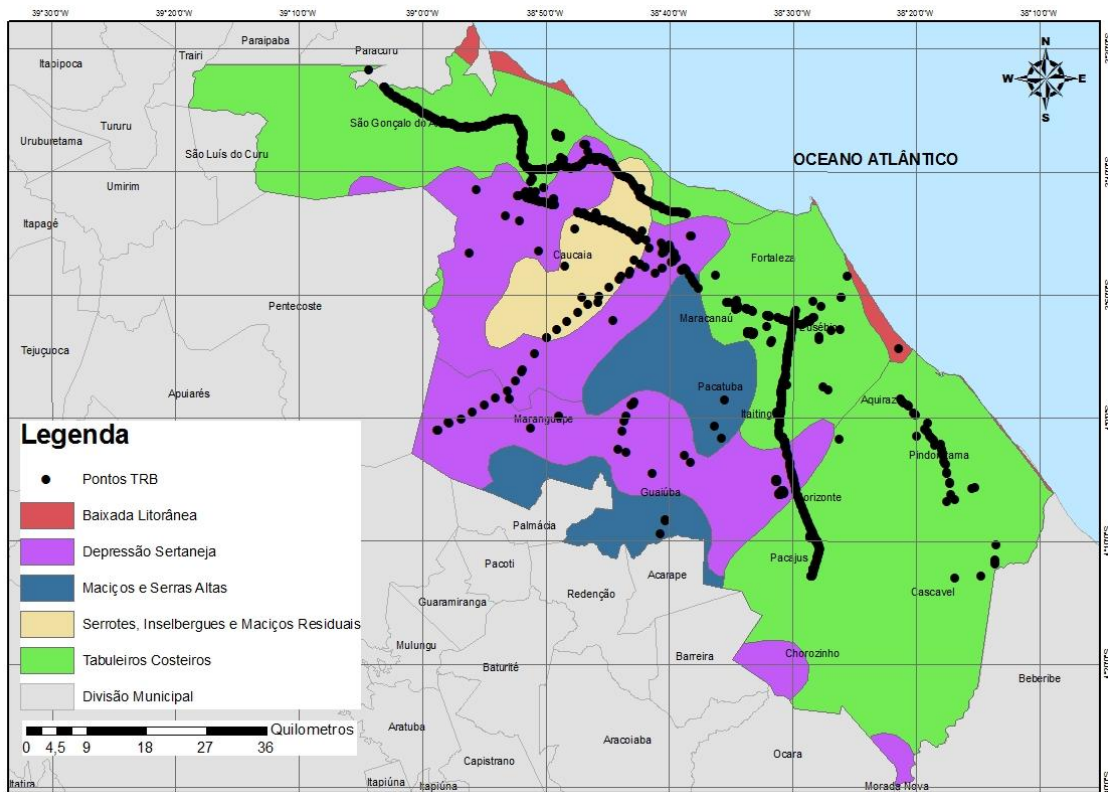


Figura 6.13 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Geomorfologia da RMF.

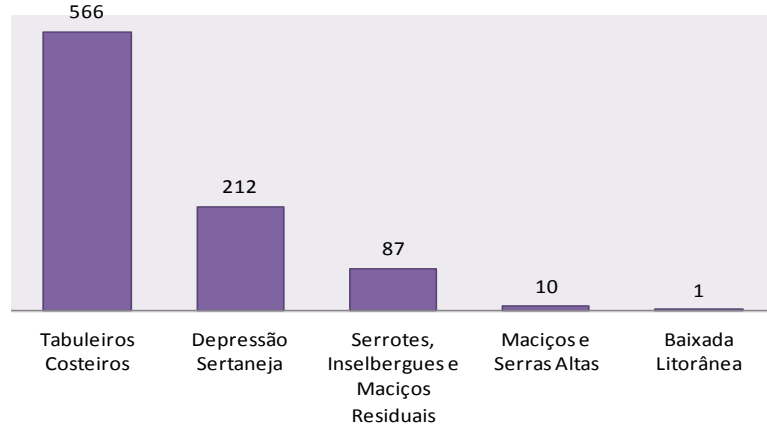


Figura 6.14 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Geomorfologia da RMF.

(e) Altimetria

Os pontos com classificação TRB na RMF foram cruzados com a altimetria da região, observando-se, na Figura 6.15, nota-se que eles ocupam as áreas de cotas inferiores a 150 metros de altitude. Confirma-se assim a afirmação feita anteriormente na Geomorfologia, que os pontos ocupam as áreas mais baixas e planas do polígono da RMF.

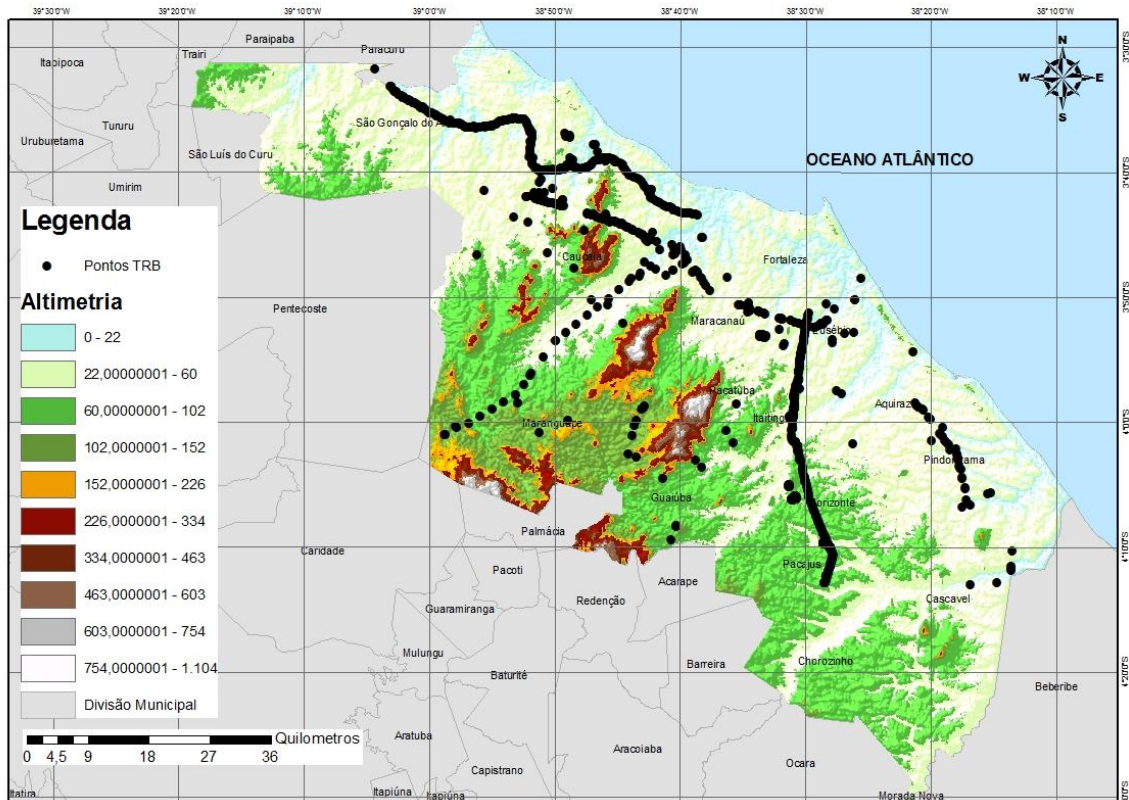


Figura 6.15 – Distribuição Espacial dos Pontos da Classificação TRB na Geomorfologia da RMF.

### 6.2.2.2 CBR-N × Variáveis Biofísicas

#### (a) Pedologia

As Figuras 6.16 e 6.17 apresentam a espacialização de todos os pontos disponíveis para modelagem de CBR com energia normal de compactação, distribuídos por valor de cada classe pedológica classificada pelo Sistema Brasileiro de Classificação dos Solos – SiBCS (2006). As classes pedológicas que mais aparecem com cruzamento dos pontos CBR-N, são as Classes dos Argissolos Vermelho Amarelo, dos Neossolos Quartzarênico e dos Planossolos Solódicos. Observando o gráfico da Figura 6.17 é perceptível que as outras classes de solos ocorrentes na RMF também aparecem, mas com menor representatividade. Esse fato não prejudica a modelagem, pois cada classe terá pelo menos uma amostra para representar aquela variação pedológica.

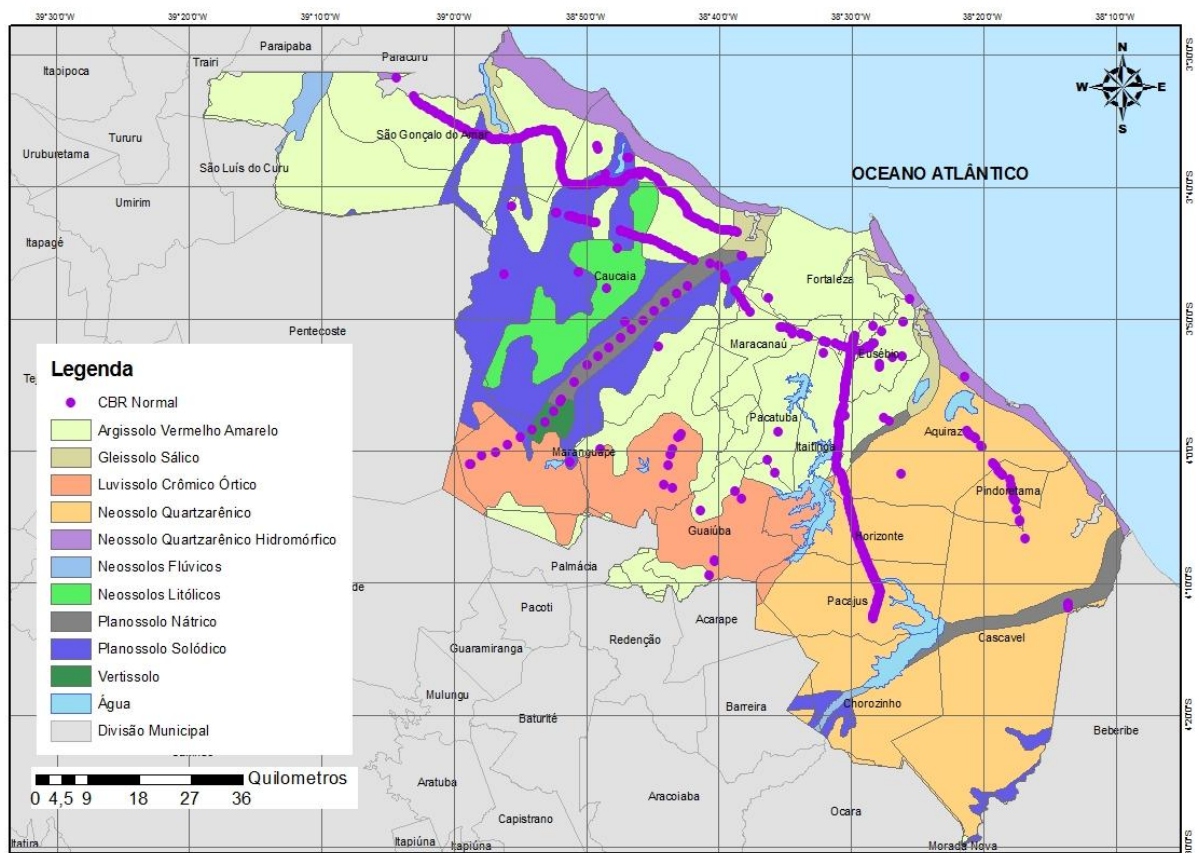


Figura 6.16 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Pedologia da RMF.

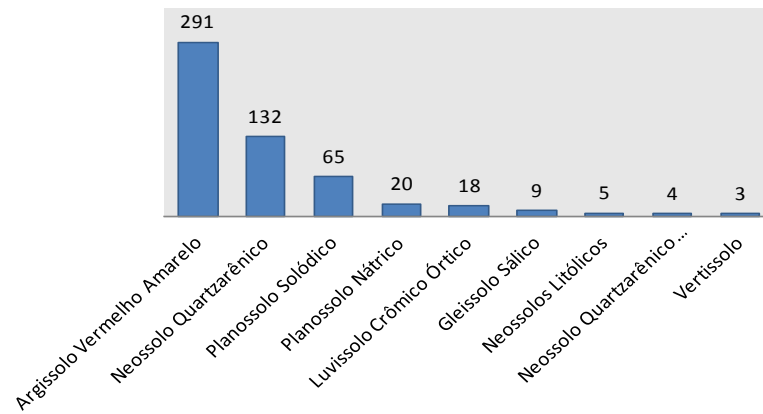


Figura 6.17 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Pedologia da RMF.

### (b) Geologia

Os pontos de CBR-N estão distribuídos ocupando todas as classes da Geologia da RMF, conforme mostra a Figura 6.18. O gráfico apresentado na Figura 6.19 detalha melhor a distribuição dos pontos geotécnicos com CBR-N da Geologia da RMF, pode-se observar que a maior parte dos pontos ocorre na presença de Arenitos e Paragnaisses.

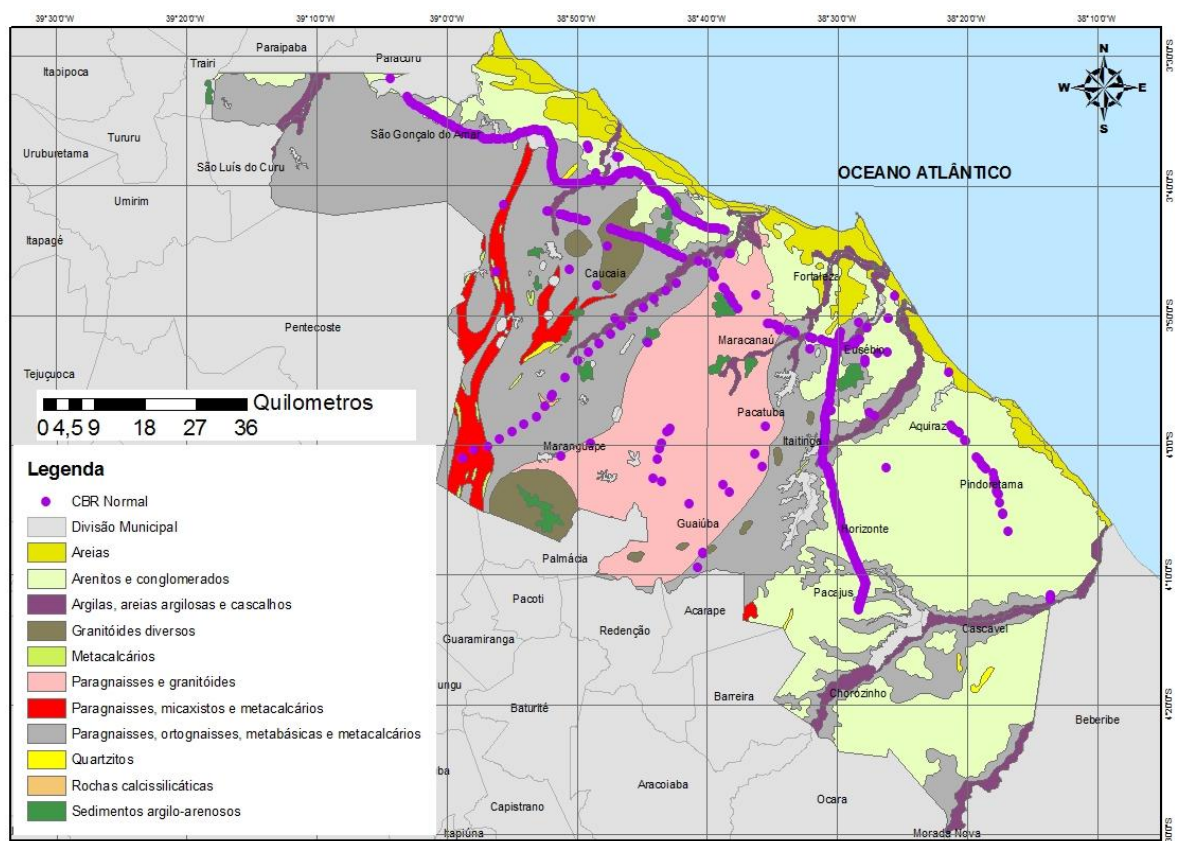


Figura 6.18 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Geologia da RMF.

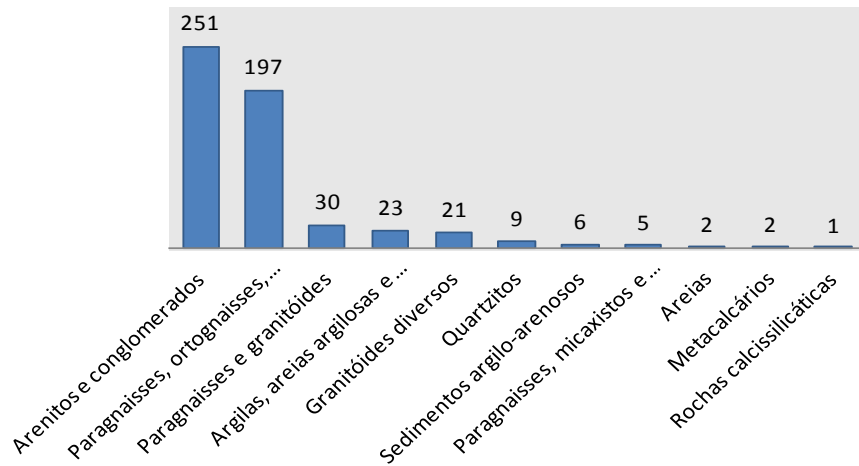


Figura 6.19 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Geologia da RMF.

**(c) Vegetação**

Na espacialização dos pontos CBR-N sobre a Vegetação da RMF, percebe-se que eles estão distribuídos em todas as estratificações fitofisionômicas, conforme ilustram as Figuras 6.20 e 6.21. Assim como na espacialização dos pontos da classificação TRB, os pontos CBR-N também têm predominância de vegetação nas Classes Ag+Ta, Ag+P, Iu, Td e Ta+Ag.

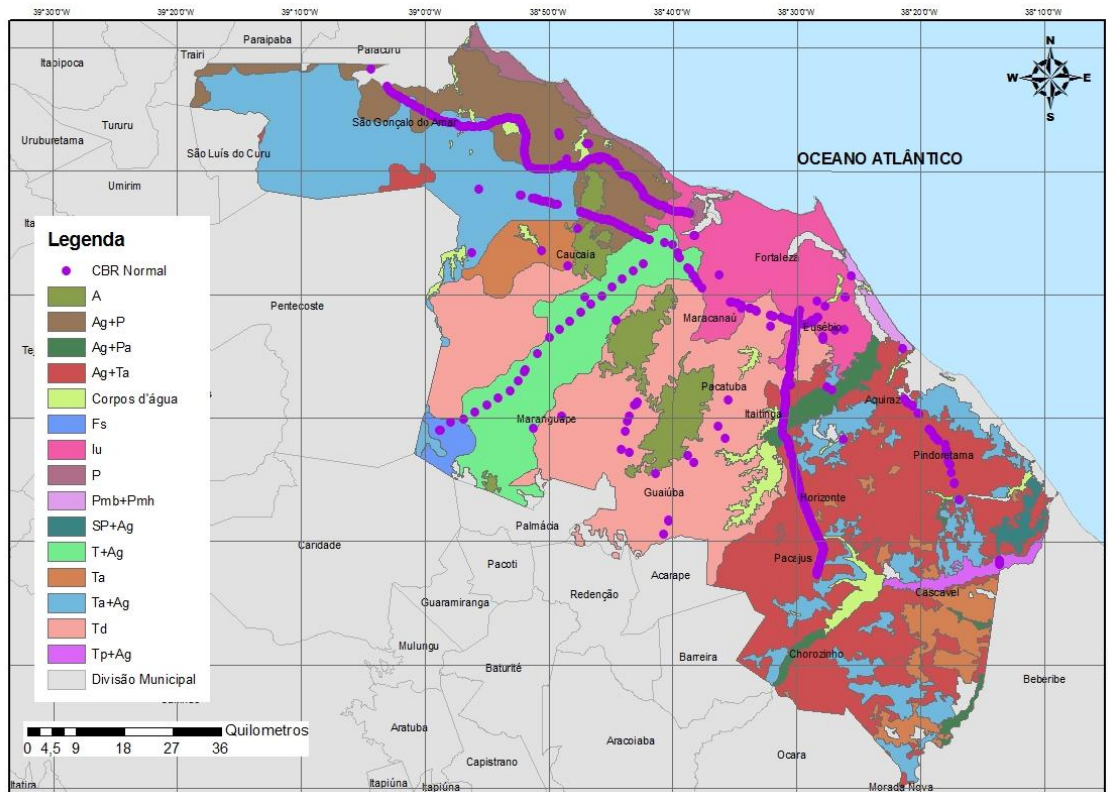


Figura 6.20 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Vegetação da RMF.

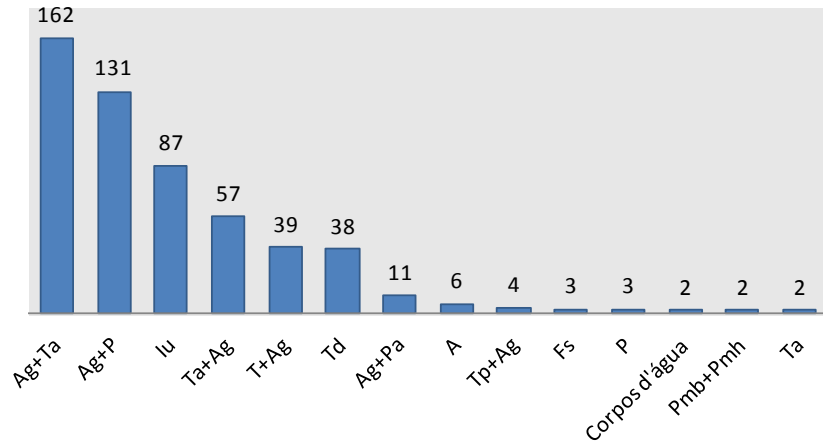


Figura 6.21 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Vegetação da RMF.

**(d) Geomorfologia**

A Geomorfologia é dentre as variáveis, a que tem a menor estratificação, ou seja, é a mais homogênea dentre as variáveis explicativas usadas na modelagem, com apenas cinco classes. Conforme mostram as Figuras 6.22 e 6.23, os pontos de CBR-N são concentrados em Tabuleiros Costeiros e Depressão Sertaneja que são as partes mais baixas e planas do relevo.

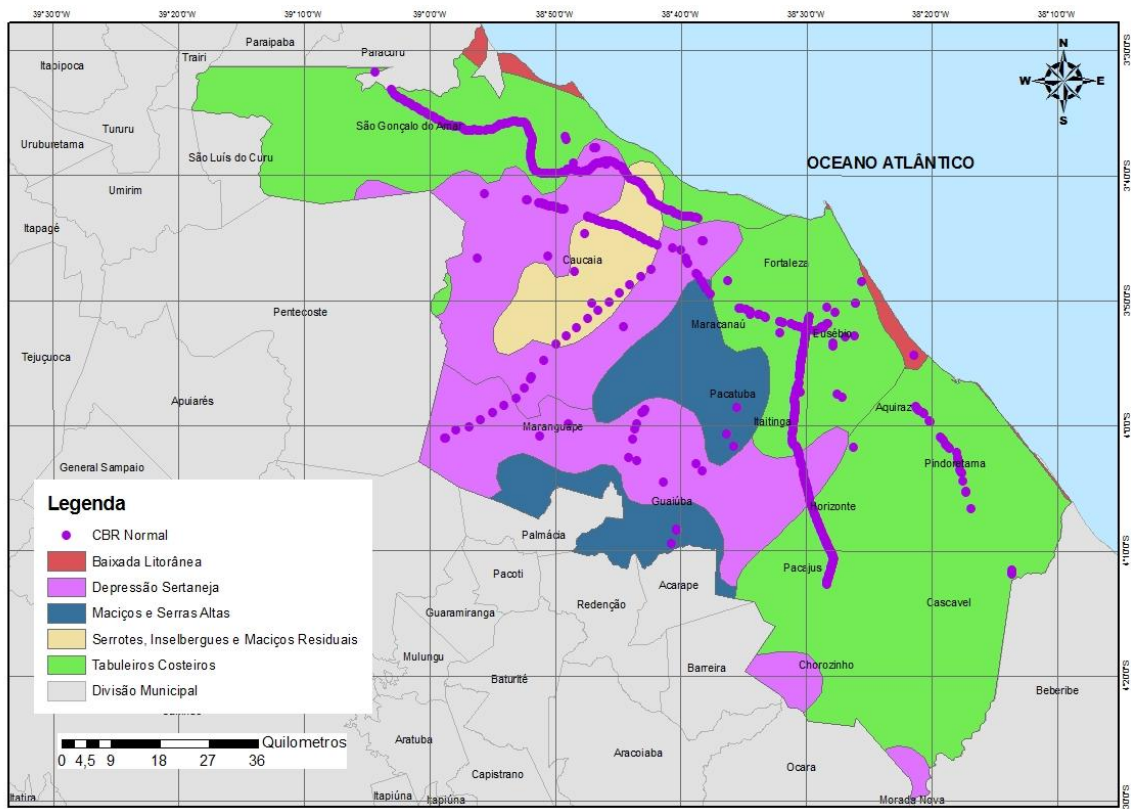


Figura 6.22 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Geomorfologia da RMF.

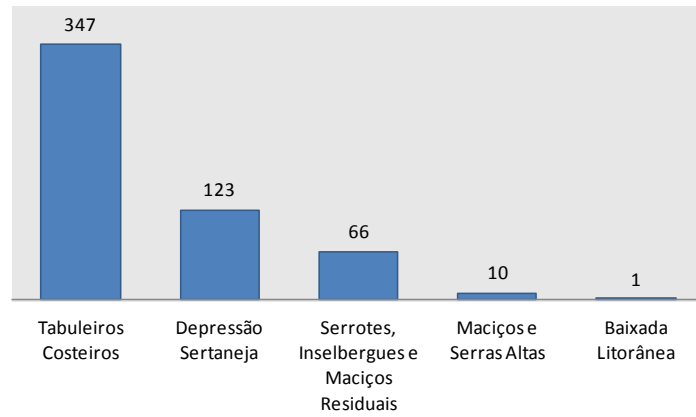


Figura 6.23 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Geomorfologia da RMF.

(e) Altimetria

Na Figura 6.24 pode-se conformar que os pontos CBR-N ocupam as partes mais baixas quando cruzados com a altimetria da área de estudo, confirmando assim a afirmação feita anteriormente na Geomorfologia, que os pontos ocupam as áreas mais baixas e planas do polígono da RMF.

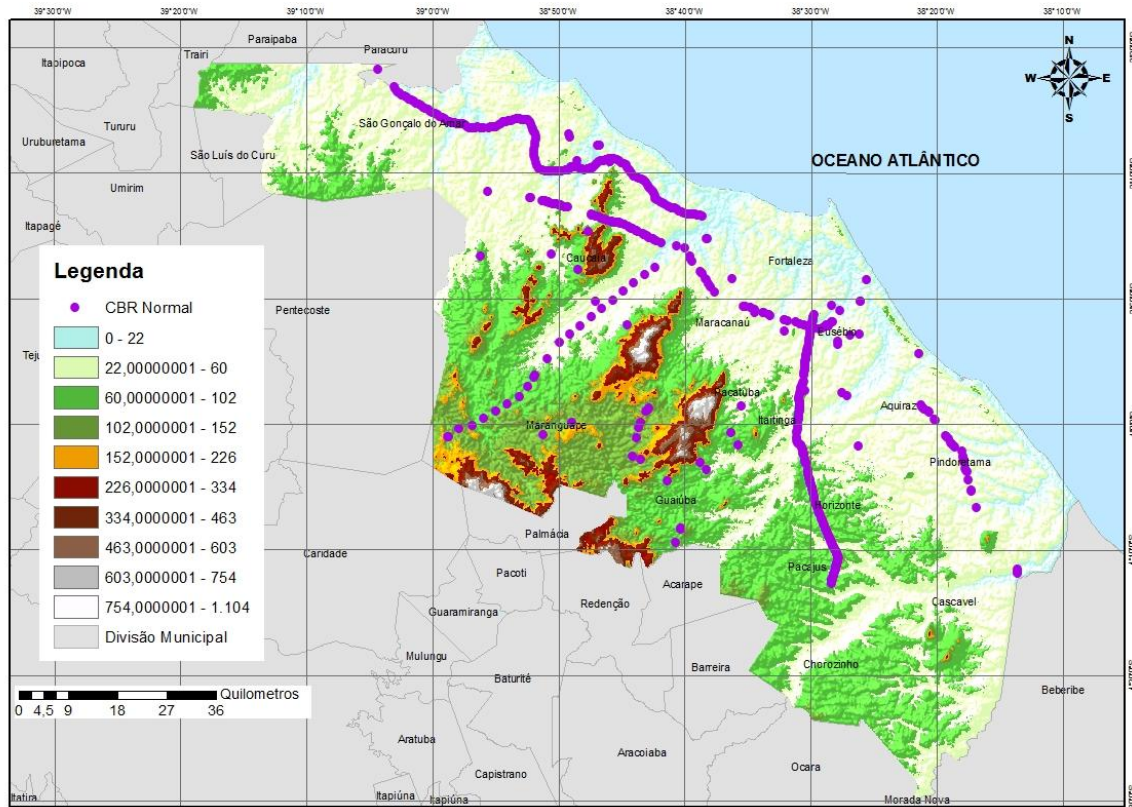


Figura 6.24 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-N na Altimetria da RMF.

### 6.2.2.3 CBR-I × Variáveis Biofísicas

#### (a) Pedologia

As Figuras 6.25 e 6.26 mostram os pontos geotécnicos CBR na energia intermediária de compactação distribuídos por valor de cada classe pedológica classificada pelo Sistema Brasileiro de Classificação dos Solos – SiBCS (2006). As classes pedológicas que mais aparecem com cruzamento dos pontos geotécnicos de CBR-I, são as Classes dos Argissolos Vermelho Amarelo, dos Neossolos Quartzarênico e dos Planossolos Solódicos. Observando o gráfico da Figura 6.26, é perceptível que as outras classes de solos ocorrentes na RMF também aparecem, mas com menor representatividade. Esse mesmo fato ocorre com os pontos de CBR-N.

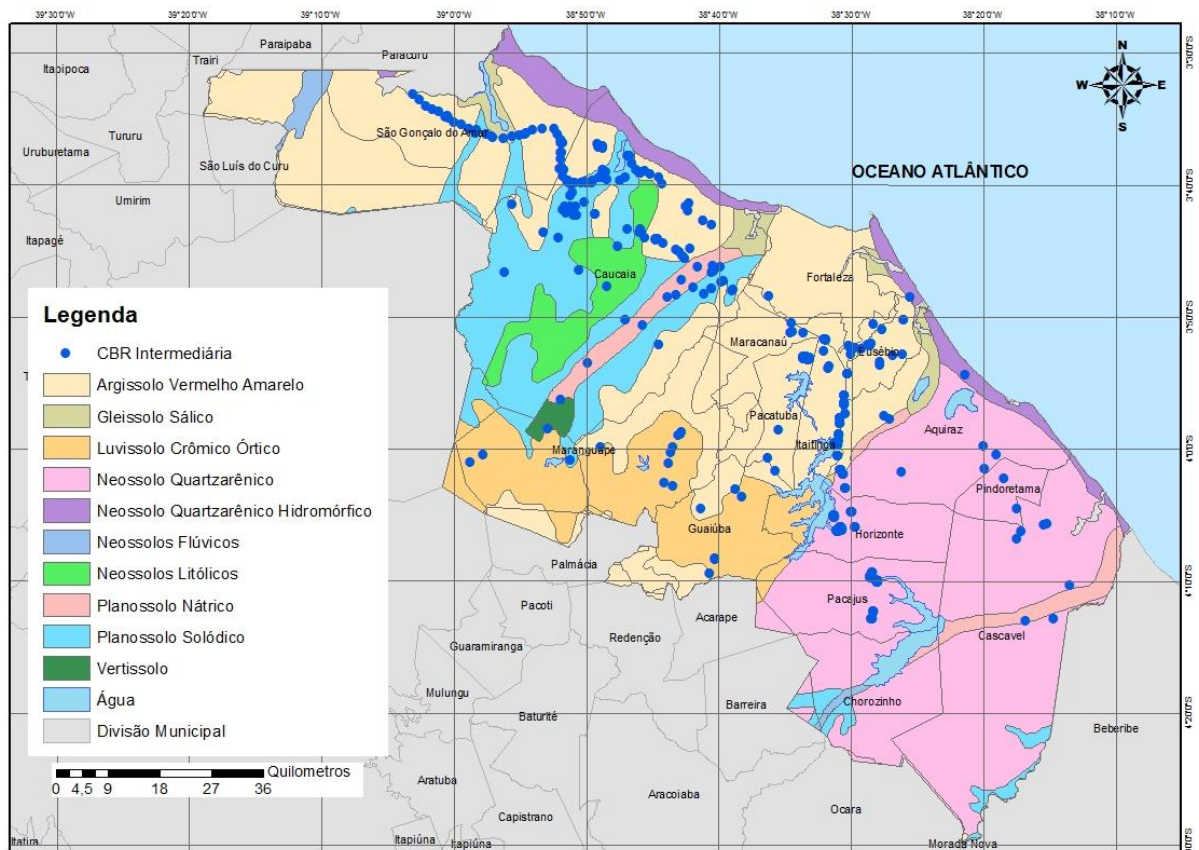


Figura 6.25 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Pedologia da RMF.



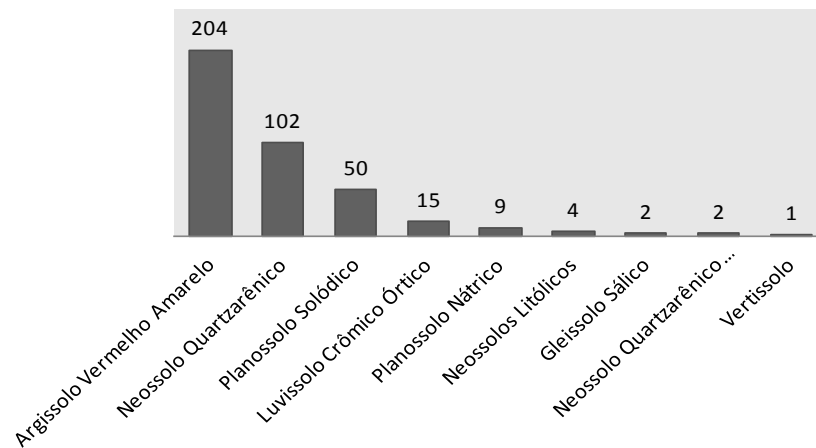


Figura 6.26 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Pedologia da RMF.

### (b) Geologia

Os pontos com CBR-I cruzados com a Geologia da RMF são apresentados na Figura 6.27. O gráfico apresentado na Figura 6.28 detalha melhor a distribuição dos pontos geotécnicos com CBR-I da Geologia da RMF. Observando esse gráfico, identifica-se que a maior parte dos pontos ocorre na presença de Arenitos e Paragneisses, ainda que boa parte ocorra nas áreas oriundas de sedimentos arenosos e argilosos.

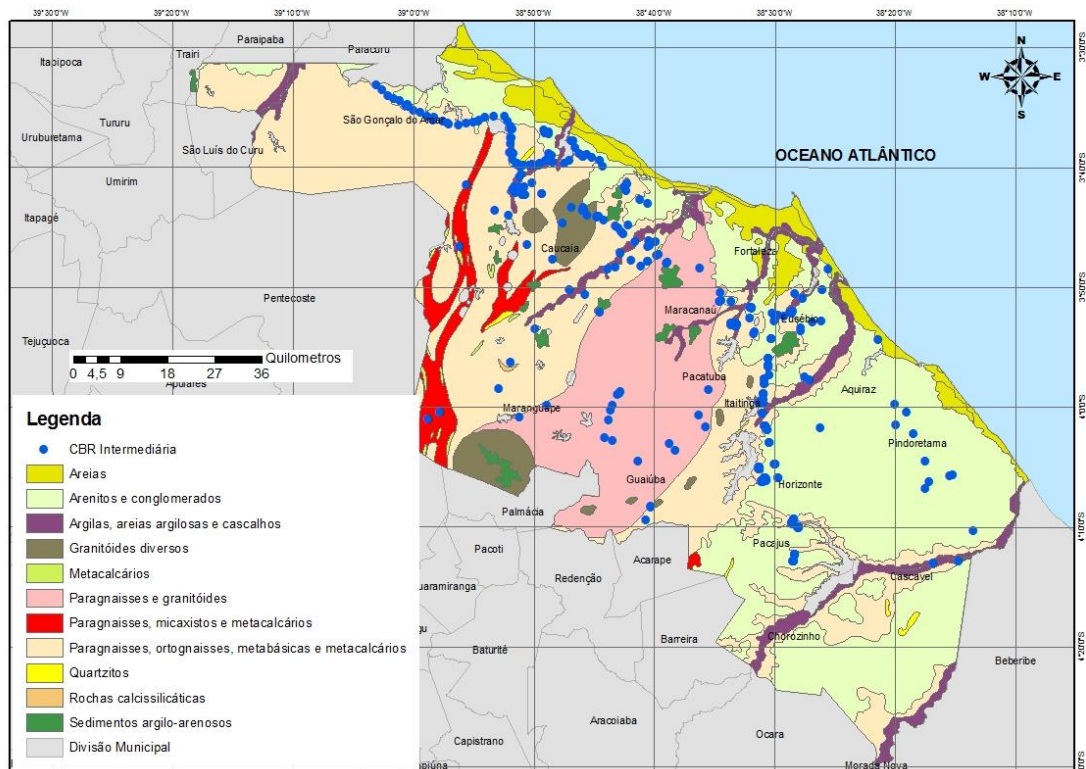


Figura 6.27 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Geologia da RMF.

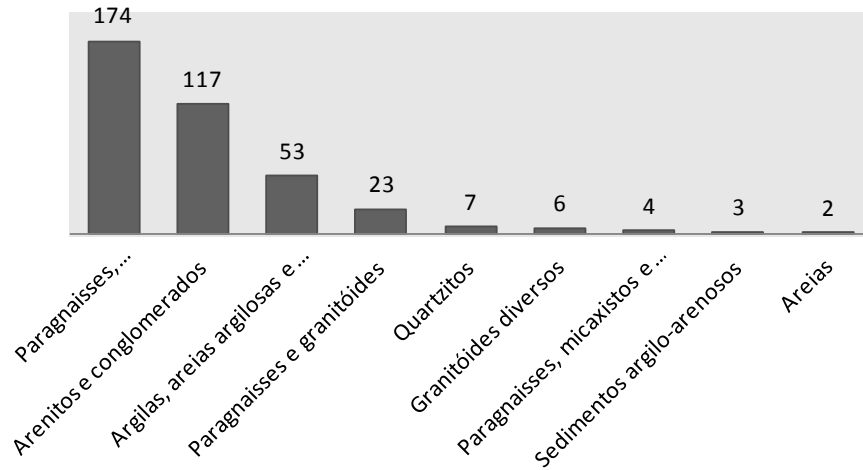


Figura 6.28 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Geologia da RMF.

**(c) Vegetação**

Os pontos CBR-I cruzados com a Vegetação da RMF estão distribuídos em todos os valores da feição, conforme mostram as Figuras 6.29 e 6.30. Assim como na espacialização dos pontos CBR-N, os pontos geotécnicos de CBR-I têm predominância na fitofisionomia das Classes Ag+Ta, Ag+P, Iu, Td e Ta+Ag.

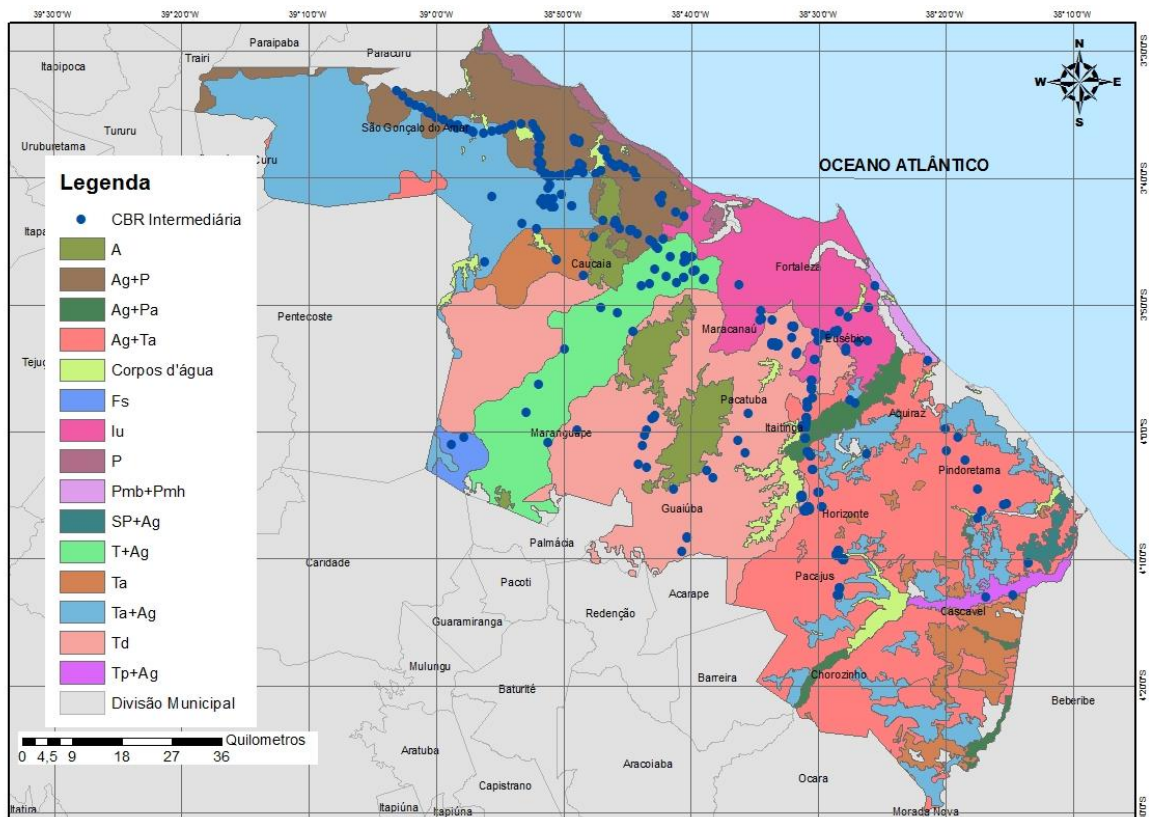


Figura 6.29 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Vegetação da RMF.

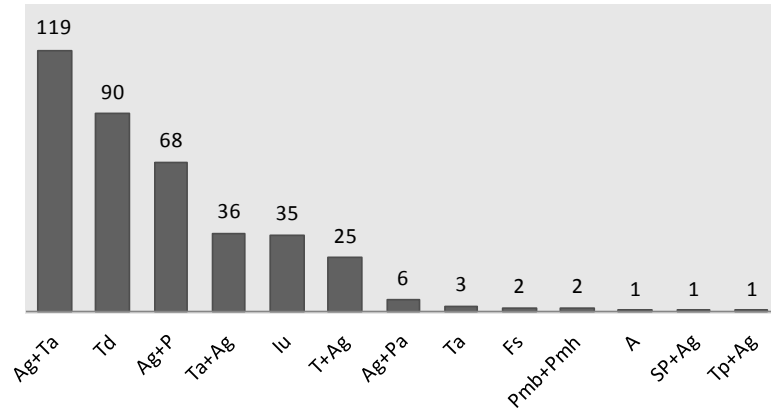


Figura 6.30 - Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Vegetação da RMF.

**(d) Geomorfologia**

Nas Figuras 6.31 e 6.32 visualizam-se os pontos CBR na energia intermediária de compactação, distribuídos nas cinco classes Geomorfológicas da RMF. Verifica-se que a maior parte dos pontos geotécnicos de CBR-I está distribuída em duas estratificações geomorfológicas, Tabuleiros Costeiros e Depressão Sertaneja, que são as partes mais baixas e planas do relevo.

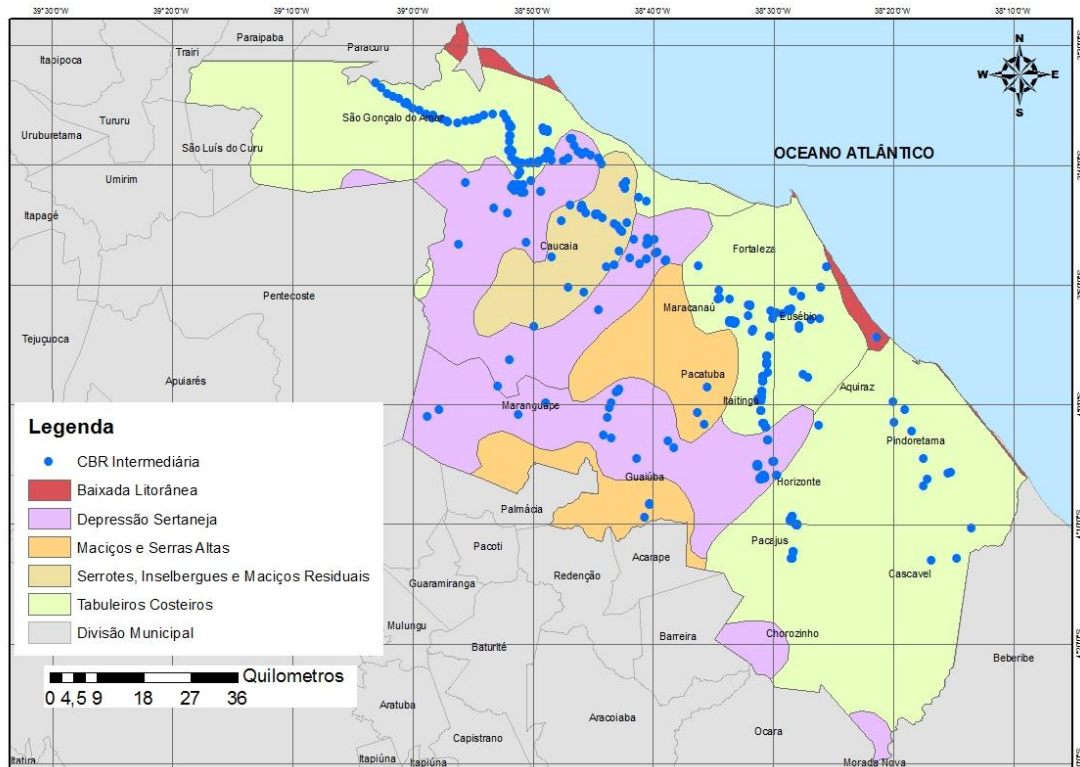


Figura 6.31 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Geomorfologia da RMF.

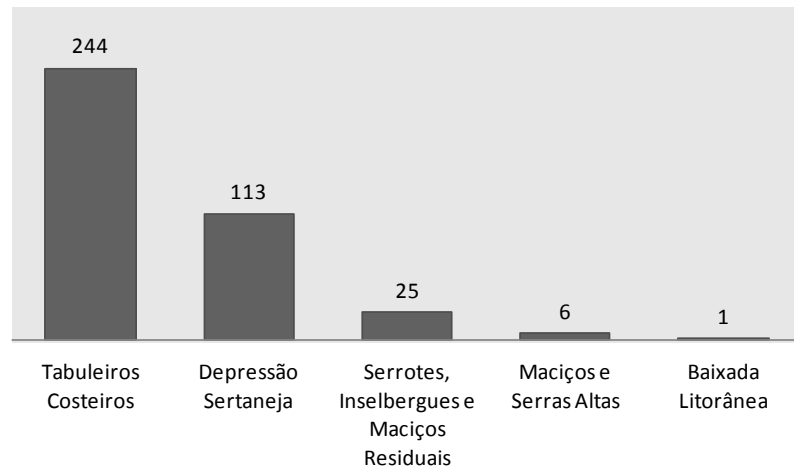


Figura 6.32 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Geomorfologia da RMF.

(e) Altimetria

Os pontos geotécnicos estão distribuídos na altimetria da RMF e pode-se analisar que estes estão distribuídos principalmente nas áreas com altitude ortométrica inferior a 150 metros (ver Figura 6.33).

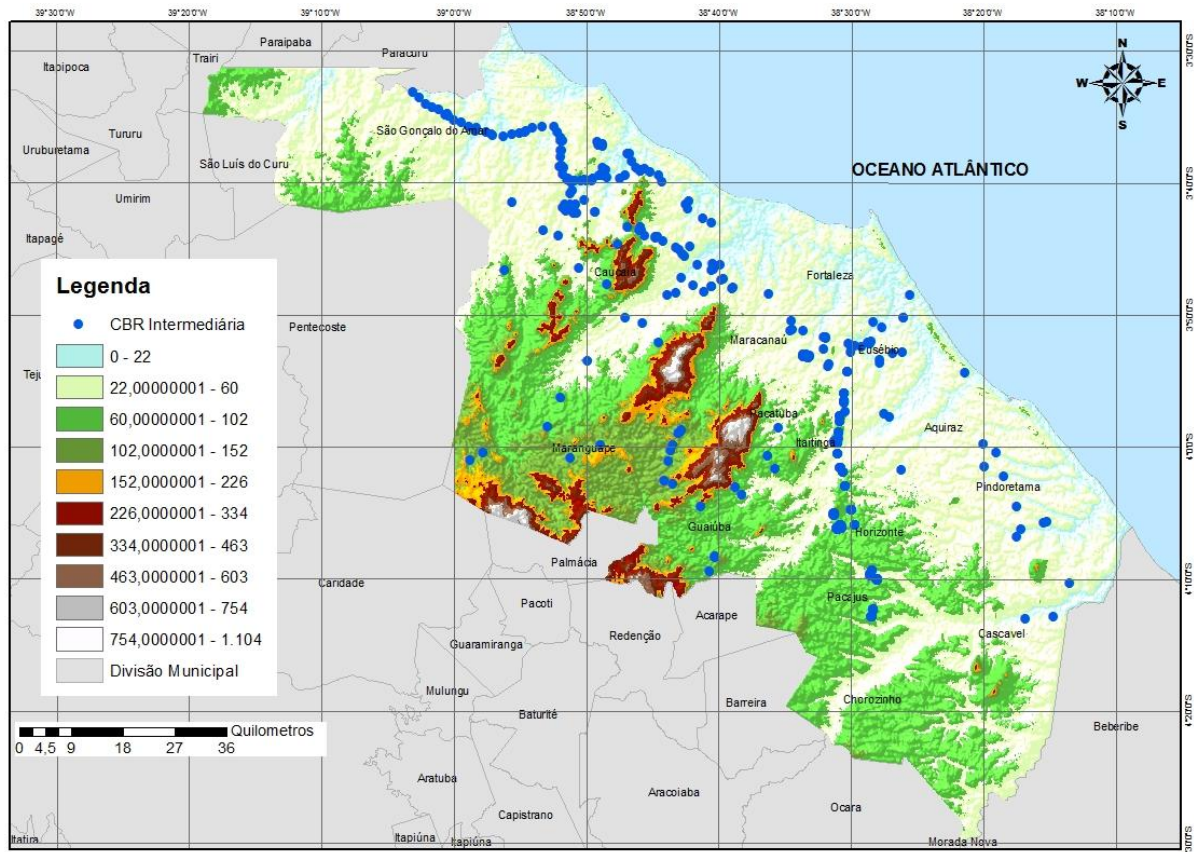


Figura 6.33 – Distribuição Espacial dos Pontos CBR-I na Altimetria da RMF.

#### **6.2.2.4 Observações Finais sobre as Relações TRB, CBR-N e CBR-I com as Variáveis Biofísicas Estudadas**

Analisando-se os mapas e gráficos, apresentados nas Figuras de 6.7 a 6.33, percebe-se que os pontos geotécnicos, do conjunto total de dados disponíveis, estão quantitativamente e qualitativamente bem distribuídos na RMF, ocupando todas as estratificações de todas as feições físicas usadas nesta modelagem. Mesmo as classes de algumas variáveis interceptadas por um único ponto geotécnico também estão representadas, devido à homegeneidade da amostra das feições estratificadas, pois uma vez representado por um ponto em um dado espaço geográfico, quando esta feição aparecer em outro espaço geográfico aquele ponto também a representa.

### **6.3 Árvore de Teste e Desempenho da Modelagem**

Para realizar a modelagem neural dos três diferentes parâmetros geotécnicos, os dados foram organizados de forma que as variáveis biofísicas fossem usadas como dados de entrada das RNAs (Pedologia, Geologia, Vegetação e Geomorfologia, Altimetria, Coordenada Este, Coordenada Norte) para que correspondessem aos dados de saída de cada modelo do mesmo ponto geográfico. Concluída a etapa de modelagem neural com o conjunto de treinamento e validação, apresentaram-se às redes neurais os dados do conjunto de teste para geração de estimativas de Classificação TRB, CBR-N e CBR-I. Os resultados dessas estimativas foram organizados de forma a possibilitar sua interpretação e análise. A Tabela 6.3 descreve a forma que os dados foram organizados.

Tabela 6.3 – Organização dos dados de entrada e saída da RNA.

Dados de Entradas							Dados de Saída
Pedologia	Geologia	Vegetação	Geomorfologia	Altimetria	Este	Norte	Característica Geotécnica
Informação Nominal	Informação Nominal	Informação Nominal	Informação Nominal	Informação Numérica	Informação Numérica	Informação Numérica	Numérica ou Nominal

Neste trabalho, para se modelar os três parâmetros geotécnicos de interesse da pavimentação, no caso Classificação TRB, CBR-N e CBR-I, foram testados diversos algoritmos do tipo *backpropagation feed-forward*. No entanto, duas variações desse algoritmo melhor se adaptaram a previsão dessas propriedades: (1) o TRAINGDX (Gradiente descendente *backpropagation* com *momentum* e taxa de aprendizagem adaptativa) e (2) TRAINLM (Levenberg-Marquardt). Verificou-se que o segundo foi aquele que produziu os melhores resultados para os três parâmetros esperados como saída das redes neurais.

Para BEALE *et al.* (2010) o TRAINLM é um algoritmo de treinamento rápido que utiliza o método de Newton para aproximação do mínimo da função de erro que ainda apresenta ótima capacidade de generalização.

Como este trabalho se propõe a modelar três características geotécnicas distintas, inicialmente, tentou a geração de dois modelos com saídas conjuntas para duas características geotécnicas distintas, a primeira com saída Classificação TRB e CBR-N (ver Tabela 6.4) e a segunda com saída Classificação TRB e CBR-I (ver Tabela 6.5), mas os resultados não se mostraram muito promissores. Em função disso, decidiu-se calibrar, validar e testar três diferentes modelos neurais, cada um deles tendo como saída, uma única característica geotécnica como organizado na Tabela 6.3, e sete entradas oriundas das variáveis biofísicas investigadas.

**Tabela 6.4 – Organização dos dados de entrada e saída da RNA (TRB e CBR-N).**

Dados de Entradas							Dados de Saída	
Pedologia	Geologia	Vegetação	Geomorfologia	Altimetria	Este	Norte	TRB	CBR-N
Informação Nominal	Informação Nominal	Informação Nominal	Informação Nominal	Informação Numérica	Informação Numérica	Informação Numérica	Nominal	Numérica

**Tabela 6.5 – Organização dos dados de entrada e saída da RNA (TRB e CBR-I).**

Dados de Entradas							Dados de Saída	
Pedologia	Geologia	Vegetação	Geomorfologia	Altimetria	Este	Norte	TRB	CBR-I
Informação Nominal	Informação Nominal	Informação Nominal	Informação Nominal	Informação Numérica	Informação Numérica	Informação Numérica	Nominal	Numérica

Com a definição de se buscar três modelos para predição em separado de cada parâmetro geotécnico em questão, realizou-se a seguinte árvore de testes para se chegar à(s) melhore(s) topologia(s):

- Redes com diversos algoritmos de treinamento, mas principalmente o TRAINLM e o TRAINGDX;
- Topologias com uma e duas camadas intermediárias;
- Topologias com variações do número de neurônios nas camadas intermediárias. Inicialmente testou-se a indicação de NIELSEN (1989) *apud* DA SILVA (2003) para determinação do número de neurônios na camada intermediária, posteriormente os neurônios foram variando conforme sequência: 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 e 100, 110, 120, 130, 140, 150, 200, 250, 300;
- Topologias com função de ativação Logística Sigmoidal (*logsig*) nos neurônios da(s) camada(s) intermediária(s) e função identidade (*pureline*) nos neurônios de saída;

- Topologias com diferentes parâmetros de treinamento: taxa de aprendizagem entre 0,001 e 0,05; e número de épocas variando com 10, 100, 1000 e 10000 ciclos.

Certamente, para se chegar à topologia ótima, poder-se-ia adotar estratégias diferentes daquela apresentada aqui, na busca da topologia mais adequada, contudo, elegeu-se uma conduta lógica e racional na tentativa de definir a topologia mais apropriada que convergisse para um erro mínimo em um menor tempo de processamento. A topologia escolhida nestes resultados, e tomada como mais adequada, foi àquela possível de se encontrar dentro das limitações de tempo disponível para a execução dos sucessivos refinamentos necessários.

O período de testes demorou em torno de oito meses. Este tempo possibilitou que fossem testadas cerca de 1000 topologias diferentes para cada uma das três variáveis de saída, na tentativa incansável de identificação da topologia que melhor se adaptasse a esse estudo. Conforme citado por DA SILVA (2003), esta maneira de definir a topologia demanda um tempo considerável e ainda assim é provável que haja uma combinação não testada que responda melhor às expectativas de generalização e tempo de convergência que aquela adotada.

Para medir o desempenho das topologias testadas, adotou-se o MSE (*Mean of Squared Error*) ou (Quadrado Médio dos Erros) – medida de desempenho encontrado em DA SILVA (2003), sendo a mesma definida pela Equação (6.1).

$$MSE = \frac{SSE}{n - p} \quad (6.1)$$

Onde:



SSE = Diferenças quadráticas entre os valores de saída da RNA e os valores esperados como ideais (BOCANEGRA, 2002);

$n$  = Número de exemplos do conjunto de treinamento (quantidade de padrões);

$p$  = Número de parâmetros a serem estimados (quantidade de pesos da rede).

Com intuito de ilustrar parte do esforço despendido nessa etapa da investigação e, embora tenham sido testadas aproximadamente 1000 topologias diferentes, elaborou-se a Tabela 6.6, que apresenta apenas as 10 melhores topologias testadas para cada variável geotécnica modelada, com destaque, em azul, àquelas que obtiveram melhor desempenho, ou seja, menores erros para o conjunto de teste, na predição das variáveis em estudo.

Ressalta-se ainda que a variável tempo de processamento não foi apresentada nem considerada quando da comparação entre as topologias, devido ao fato de que a quantidade reduzida de dados disponíveis para a modelagem, a atual capacidade de processamento dos computadores e a escolha do algoritmo de treinamento (Levenberg - Marquadt) tornaram insignificantes as diferenças no tempo de processamento para as diferentes topologias testadas, o que tornou inviável avaliara eficiência computacional dos modelos. Mas a depender da quantidade de dados disponíveis para uma modelagem futura, pode ser que a essa variável tenha de ser considerada.

Outra constatação que se fez, durante a fase de implementação da árvore de testes, relaciona-se à afirmação de CYBENKO (1988), onde afirma que “uma camada intermediária é suficiente para aproximar qualquer função contínua e duas camadas intermediárias aproximam qualquer função matemática”. Motivo provável pelo qual, topologias com mais de duas camadas intermediárias não trouxeram nenhum ganho à modelagem.

Adicionalmente, as topologias consideradas com menores erros e usadas neste trabalho como topologias finais escolhidas na árvore de testes, apresentaram apenas uma

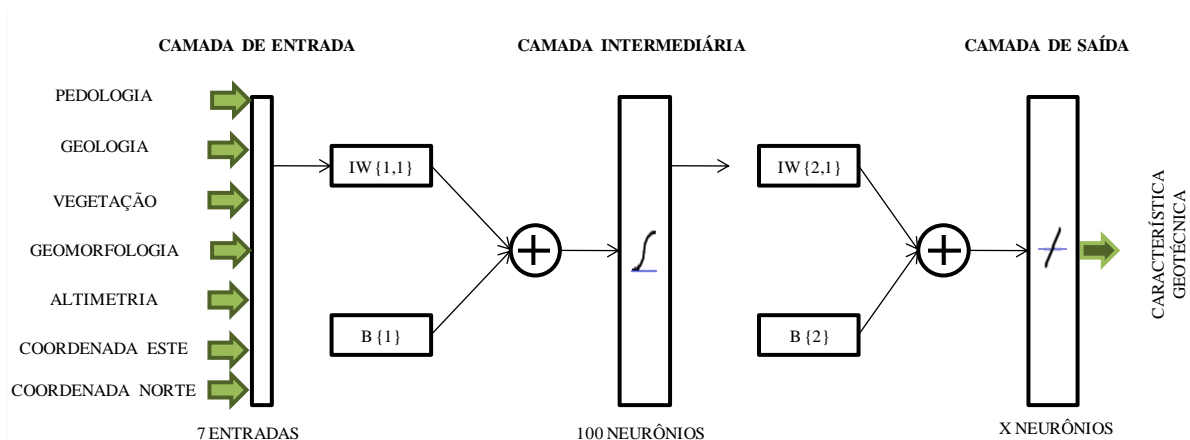
camada intermediária, o que indica que a generalização realizada pelas redes neurais, a partir dos dados disponíveis foi possível de ser executada através de uma função contínua. Provavelmente devido ao fato de embora fossem em número reduzido, os dados eram bem representativos dos fenômenos modelados.

**Tabela 6.6 – Principais Modelos de RNAs Testados para predição do TRB, CBR-N e CBR-I.**

Classificação Transportation Research Board (TRB)										
Mapeamento (Entrada e Saída)	(7/10)	(7/10)	(7/10)	(7/10)	(7/10)	(7/10)	(7/10)	(7/10)	(7/10)	<b>(7/10)</b>
Camadas Intermediárias	1	1	1	2	2	2	2	1	2	<b>1</b>
Nº de Neurônios	6	15	50	15/30	24/48	20/25	24/48	80	24/100	<b>100</b>
Algoritmo	Trainlm	Trainlm	Trainlm	Trainlm	Trainlm	Trainlm	Trainlmdx	Trainlm	Trainlm	<b>Trainlm</b>
MSE (Teste)	0,630	0,470	0,250	0,120	0,150	0,310	0,210	0,230	0,170	<b>0,074</b>
CBR com Energia Normal de Compactação										
Mapeamento (Entrada e Saída)	(7/12)	(7/12)	(7/12)	<b>(7/12)</b>	(7/12)	(7/12)	(7/12)	(7/12)	(7/12)	(7/12)
Camadas Intermediárias	1	1	1	<b>1</b>	2	2	2	2	3	1
Nº de Neurônios	6	15	96	<b>100</b>	15/30	15/50	15/100	50/100	15/25/25	200
Algoritmo	Trainlm	Trainlm	Trainlm	<b>Trainlm</b>	Trainlm	Trainlm	Trainlm	Trainlm	Trainlm	Trainlm
MSE	0,531	0,489	0,315	<b>0,099</b>	0,545	0,471	0,468	0,463	0,475	0,115
CBR com Energia Intermediária de Compactação										
Mapeamento (Entrada e Saída)	(7/12)	(7/12)	(7/12)	<b>(7/12)</b>	(7/12)	(7/12)	(7/12)	(7/12)	(7/12)	(7/12)
Camadas Intermediárias	1	1	1	<b>1</b>	2	2	2	2	1	3
Nº de Neurônios	6	15	96	<b>100</b>	15/30	15/100	15/50	15/25	200	15/25/25
Algoritmo	Trainlm	Trainlm	Trainlm	<b>Trainlm</b>	Trainlm	Trainlm	Trainlm	Trainlm	Trainlm	Trainlm
MSE	0,458	0,3530	0,474	<b>0,100</b>	0,521	0,410	0,487	0,386	0,181	0,0479

Após a realização da árvore de testes descrita acima, esperava-se encontrar três topologias distintas para cada valor de saída, porém foram encontradas duas topologias, sendo uma para a Classificação TRB e outra para CBR-N e CBR-I. As duas topologias encontradas foram muito semelhantes, diferenciando-se apenas na quantidade de neurônios de saída. Como observado na Tabela 6.6 foram encontradas duas topologias ótimas para a predição da Classificação TRB, CBR-N e CBR-I. As topologias ótimas encontradas (ver Figura 6.34), obtidas individualmente foram as seguintes:

- i. Algoritmo TRAINLM (*Levenberg-Marquardt*);
- ii. Uma camada de entrada com 7 neurônios representados pelas variáveis Pedologia, Geologia, Vegetação, Geomorfologia, Altimetria e Coordenadas UTM Fuso 24 Este e Norte;
- iii. Uma camada intermediária (escondida) com 100 neurônios;
- iv. Uma camada de saída com 10 neurônios para Classificação TRB e 12 neurônios para a CBR-N e CBR-I representando a variável geotécnica a ser predita;
- v. Uso da função de ativação identidade na camada de entrada, função de ativação tangente sigmoidal (*tansig*) com intervalo de ativação [-1; 1] para as camadas intermediárias e função identidade na camada de saída.



**Figura 6.34 – Topologia Adotada (7:100:X).**

Nota: X = 10 neurônios para Classificação TRB e 12 neurônios para a CBR-N e CBR-I.

Para a configuração da rede neural com a topologia mais eficiente para os três modelos foram obtidos MSE diferentes para os conjuntos de treinamento, validação e teste. As Figuras 6.35, 6.36 e 6.37 ilustram os gráficos de desempenho extraídos do NNTOOL durante as três etapas da modelagem para os parâmetros geotécnicos estudados.

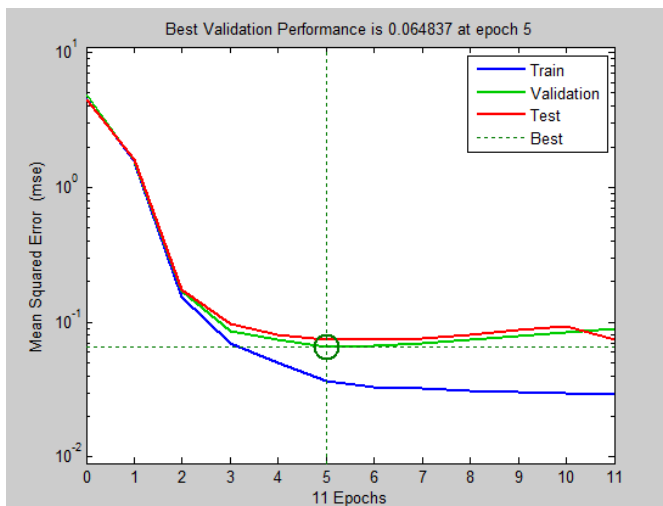


Figura 6.35 – Desempenho da RNA para predição da Classificação TRB.

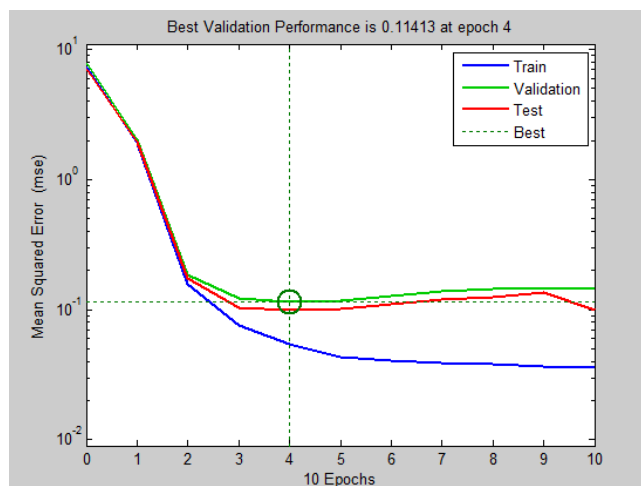


Figura 6.36 – Desempenho da RNA para predição de CBR-N.

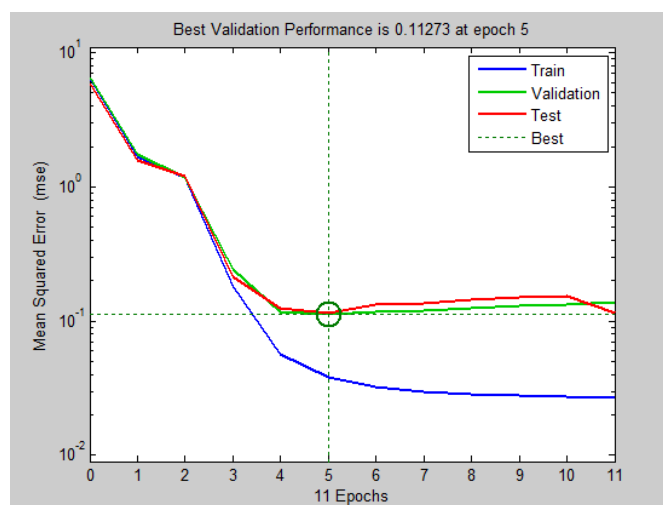


Figura 6.37 – Desempenho da RNA para predição de CBR-I.

Observando os gráficos das Figuras 6.35, 6.36 e 6.37, percebe-se que os MSE do conjunto de treinamento de todos os modelos são menores que os do conjunto de teste e validação. Esse comportamento ocorre devido a quantidade de dados do conjunto de treinamento ser 3 vezes maior que a quantidade dos dados dos demais conjuntos. A Tabela 6.7 apresenta os valores do MSE para todos os conjuntos e para cada modelo geotécnico neural escolhido, bem como os intervalos de tempo de processamento gasto em cada modelo.

**Tabela 6.7 – MSE e Tempo de convergência dos modelos.**

<b>Modelo</b>	<b>Classificação TRB</b>			<b>CBR-N</b>			<b>CBR-I</b>		
<b>RNA</b>	(7:100:10)			(7:100:12)			(7:100:12)		
<b>Conjunto</b>	Treinamento	Validação	<b>Teste</b>	Treinamento	Validação	<b>Teste</b>	Treinamento	Validação	<b>Teste</b>
<b>MSE</b>	0,036	0,064	<b>0,074</b>	0,054	0,100	<b>0,099</b>	0,037	0,100	<b>0,100</b>
<b>Tempo</b>	52 Segundos			27 Segundos			26 Segundos		

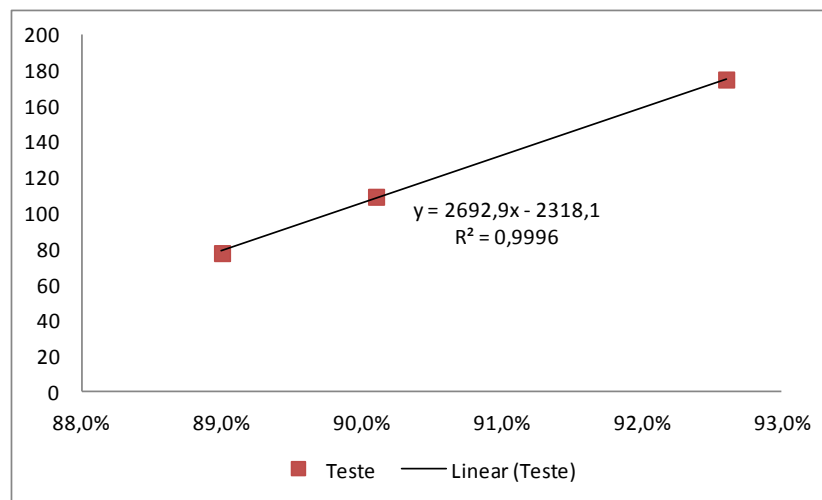
Na Tabela 6.7, percebe-se que os tempos de convergência dos modelos foram baixos, chegando a ser menores que 60 segundos, um ciclo muito bom para quantidade de dados. Quanto aos MSE dos conjuntos de treinamento para todos os modelos, é nítido que eles são bem inferiores aos do conjunto de validação e teste.

Os índices de acertos dos modelos foram medidos pelo conjunto de teste, pois destes dados à rede neural não conhecia as saídas, sendo as saídas da RNA comparadas aos dados reais apresentados à rede apenas após os testes. Foi através destes que se mediu o desempenho dos modelos calibrados quando da generalização realizada para toda a RMF. A Tabela 6.8 apresenta ainda os percentuais de acertos para os três modelos a partir dos conjuntos de testes.

**Tabela 6.8 – Acertos da RNA para todos os conjuntos.**

<b>Modelo</b>	<b>Classificação TRB</b>	<b>CBR-N</b>	<b>CBR-I</b>
<b>RNA</b>	(7:100:10)	(7:100:12)	(7:100:12)
<b>Acertos</b>	92,6%	90,1%	90,0%

A quantidade de dados disponíveis para testes foi representado por 20% do total de pontos levantados (876 para TRB, 547 para CBR-N e 389 para CBR-I). Logo, a quantidade de pontos para teste influenciou diretamente nos resultados do MSE e nos acertos deste conjunto na modelagem. Observa-se na Tabela 6.8 que quanto mais pontos existiam no conjunto, maior foi o índice de acertos. A Figura 6.38 confirma essa correlação direta.



**Figura 6.38 – Correlação entre conjunto de testes e MSE/Acertos.**

A partir dos resultados obtidos neste processo de modelagem é possível realizar comparações com outros modelos de previsão de características de solos de interesse geotécnico ou para usos diversos.

GUNAYDIN *et al.* (2010) previram resultados de Resistência à Compressão Simples a partir de propriedades físicas do próprio solo, como granulometria e índices físicos, utilizando Regressão Estatística e RNAs, onde conseguiram resultados da ordem de 71% a 95% de acertos para diferentes amostras. KUO *et al.* (2009) modelaram a capacidade de carga para fundações do tipo sapata em solos coesivos utilizando RNAs e obtiveram acertos da ordem de 84% a 96%. JUANG *et al.* (2002) realizaram a modelagem do OCR a partir de dados de CPT em areias, obtendo acertos da ordem de 84% utilizando técnicas de redes neurais artificiais.

TASKIRAN (2010) realizou modelagem de CBR utilizando RNAs e como dados de entrada granulometria e limites de consistência, onde obteve acertos variando de 61% a 91%.

A partir dos resultados reportados nos trabalhos descritos no parágrafo anterior, é possível afirmar que os resultados ilustrados nesta seção, obtidos a partir dos três modelos gerados, são satisfatórios e relevantes, dada a escala dos dados biofísicos disponíveis.

#### 6.4 Generalização dos Resultados para a RMF

A partir dos resultados da predição da Classificação TRB, CBR-N e CBR-I, nos modelos neurais desenvolvidos, foi possível realizar estimativas e extrapolação, para todo o território da RMF dos três parâmetros modelados. Este resultado foi conseguido considerando-se a taxa de acerto obtida nos testes realizados com a topologia escolhida para este trabalho através da espacialização destas estimativas, denominado de Mapeamento Geotécnico Neural da RMF.

O mapeamento foi realizado a partir de 87.235 (oitenta e sete mil duzentos e trinta e cinco) pontos gerados em todo o território RMF. Para tanto, foi gerada uma grade em toda a área em estudo com equidistâncias de 250 metros através do *HawthsTools* instalado no ArcGIS 9.3. Posteriormente, inseriu-se um ponto no centroide de cada quadrícula que compõe a grade. A esses pontos foram adicionadas as informações biofísicas (Pedologia, Geologia, Vegetação e Geomorfologia, Altimetria, Coordenadas Este e Norte) já descritas anteriormente.

Esses pontos foram exportados para o Excel, onde foram numerizados e normalizados e levado para o ambiente de modelagem no NNTOOL. Em seguida, a rede neural já calibrada e validada, gerou saídas (predições) sem que os pesos dos três modelos adotados (7:100:10), (7:100:12) e (7:100:12), se alterassem. Assim, a única intenção foi a de gerar estimativas

especializadas em todo o território da Região Metropolitana de Fortaleza, respectivamente para a Classificação TRB, CBR-N e CBR-I.

A partir dos resultados obtidos pela rede neural, foram gerados diversos mapas temáticos que podem ajudar aos tomadores de decisão acerca da ocorrência dos diferentes tipos de solos na RMF e com potencial para uso na pavimentação.

Os mapas referentes à Classificação TRB gerados para a RMF foram: mapa de classificação em grupos (Figura 6.39), mapa de materiais constituintes (Figura 6.41), mapa de classificação geral (granulares e silto-argilosos) de solos (Figura 6.43), mapa de comportamento como subleito (Figura 6.45), mapa referente às estimativas de valores de CBR-N (Figura 6.47) e mapa de CBR-I (Figura 6.49). Adicionalmente, foram mapeadas as Unidades de Conservação, as Terras Indígenas, as Zonas Costeiras (Dunas e Estuários), as Zonas Urbanas, as APAs e as APPs, destacando-se que estas não devem ser exploradas para retirada de materiais para uso na construção civil, quer seja por inviabilidade técnica, quer seja por proteção legal.

#### **6.4.1 Modelagem da Classificação TRB**

A Classificação TRB foi generalizada para a toda a RMF com a mesma incerteza do modelo gerado, ou seja, índice de acerto superior a 90%. Porém como a modelagem foi realizada a partir da classificação em intervalos, e como tal está no último nível de divisão dessa classificação, tornou-se possível a obtenção dos níveis compreendidos por esses intervalos. As Figuras 6.39, 6.41, 6.43 e 6.45 são mapas que ilustram a generalização do modelo para a classificação TRB por grupos, classificação TRB por materiais constituintes, classificação TRB por geral (solos granulares e silto-argilosos) e classificação TRB para previsão de comportamento como subleito, respectivamente. As Figuras 6.40, 6.42, 6.44 e



6.46 detalham melhor os percentuais dos tipos de solos ocorrentes na RMF a partir da Classificação TRB, contabilizando as áreas ocupadas por cada tipo de solo.

A classificação TRB tem boa capacidade de explicar/prever os solos da RMF, devido aos materiais que lá ocorrem não possuírem caráter laterítico, conforme mostram os estudos realizados por Barroso (2002).

Observando-se as Figuras 6.39 e 6.40, percebe-se que os solos do tipo A-2-4 têm maior predominância, cerca de 48% do total, ocupando a maior parte da área ante aos demais e que os solos A-1-a tem representação inferior a 0,5%, ou seja quase não aparecem, ficando imperceptíveis no mapa.

A classificação TRB dos materiais constituintes da RMF mostra por meio das Figuras 6.41 e 6.42 que cerca de 50% dos solos presentes da RMF são constituídos de pedregulhos ou areias siltosas ou argilosas e que os solos que menos aparecem são areias finas, com 5% de presença na região.

No mapa de classificação geral TRB (ilustrado na Figura 6.43 e sua representação gráfica mostrada na Figura 6.44), observa-se que aproximadamente 65% dos materiais que cobrem a RMF são materiais granulares e 35% materiais silto-argilosos. Esse mapa reflete exatamente o comportamento como subleito da classificação TRB, que classifica os materiais em granulares com comportamento de excelente a bom como subleito e materiais silto-argilosos com comportamento de sofrível a mau como subleito, conforme mostram as Figuras 6.45 e 6.46.

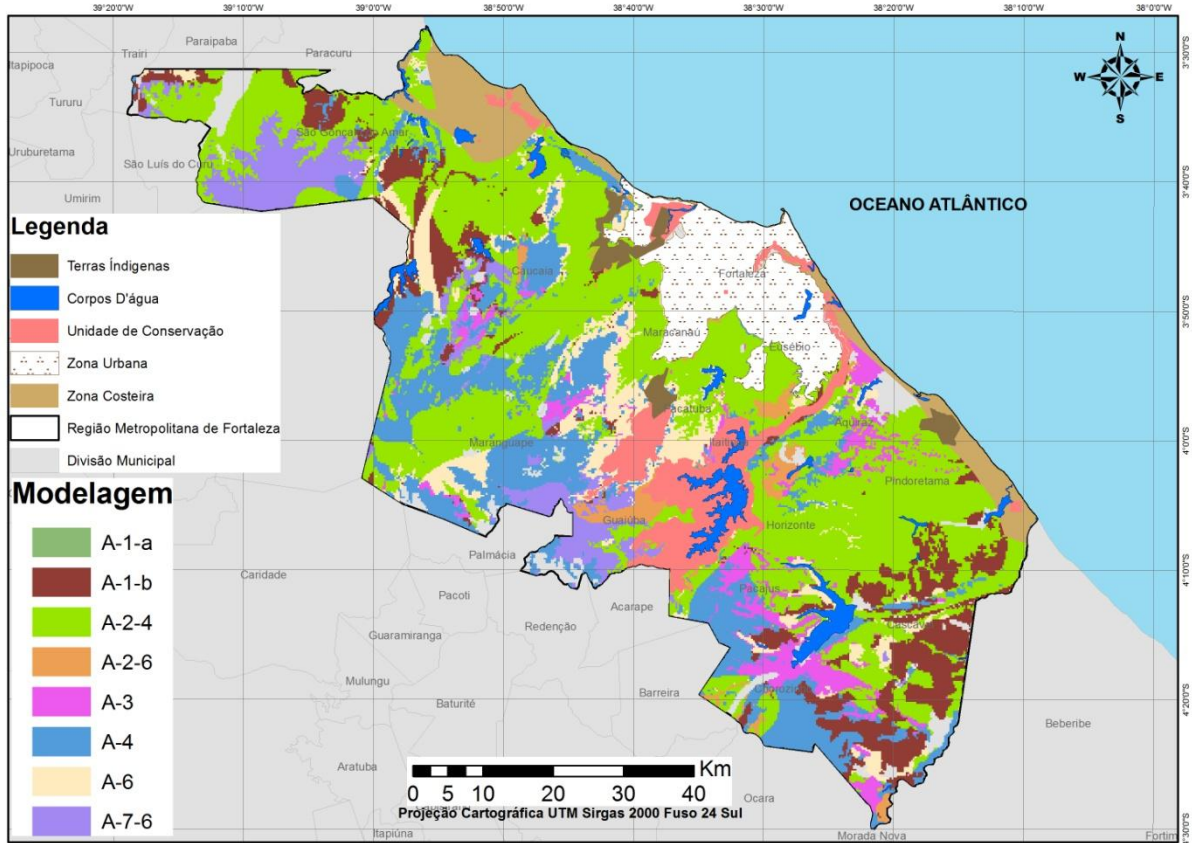


Figura 6.39 – Mapa da Classificação TRB em Grupos da RME.

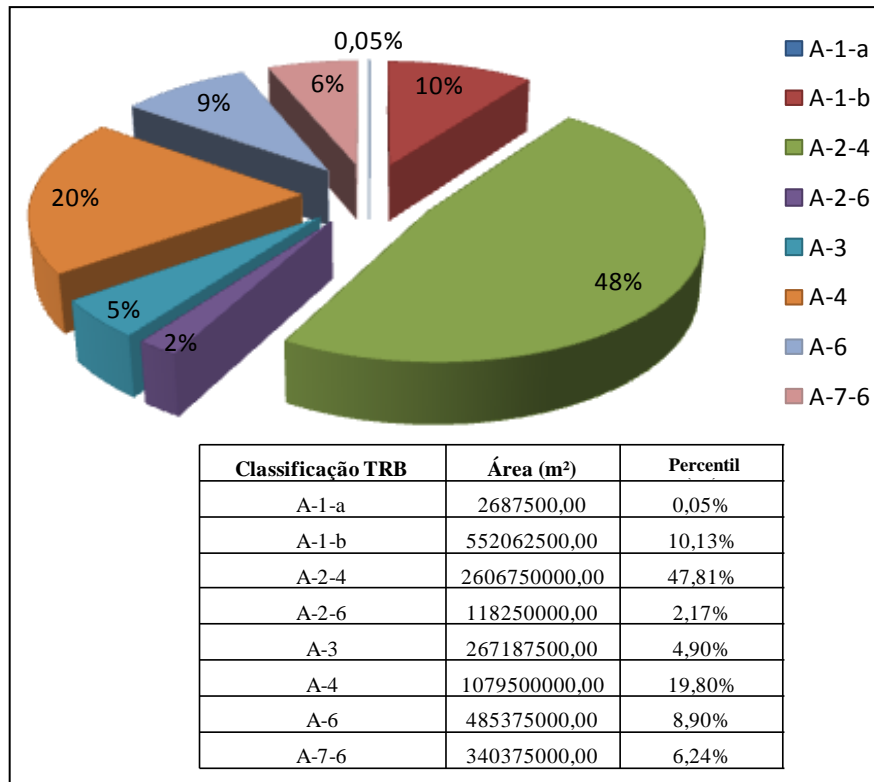


Figura 6.40 – Percentuais dos Grupos TRB da RME.

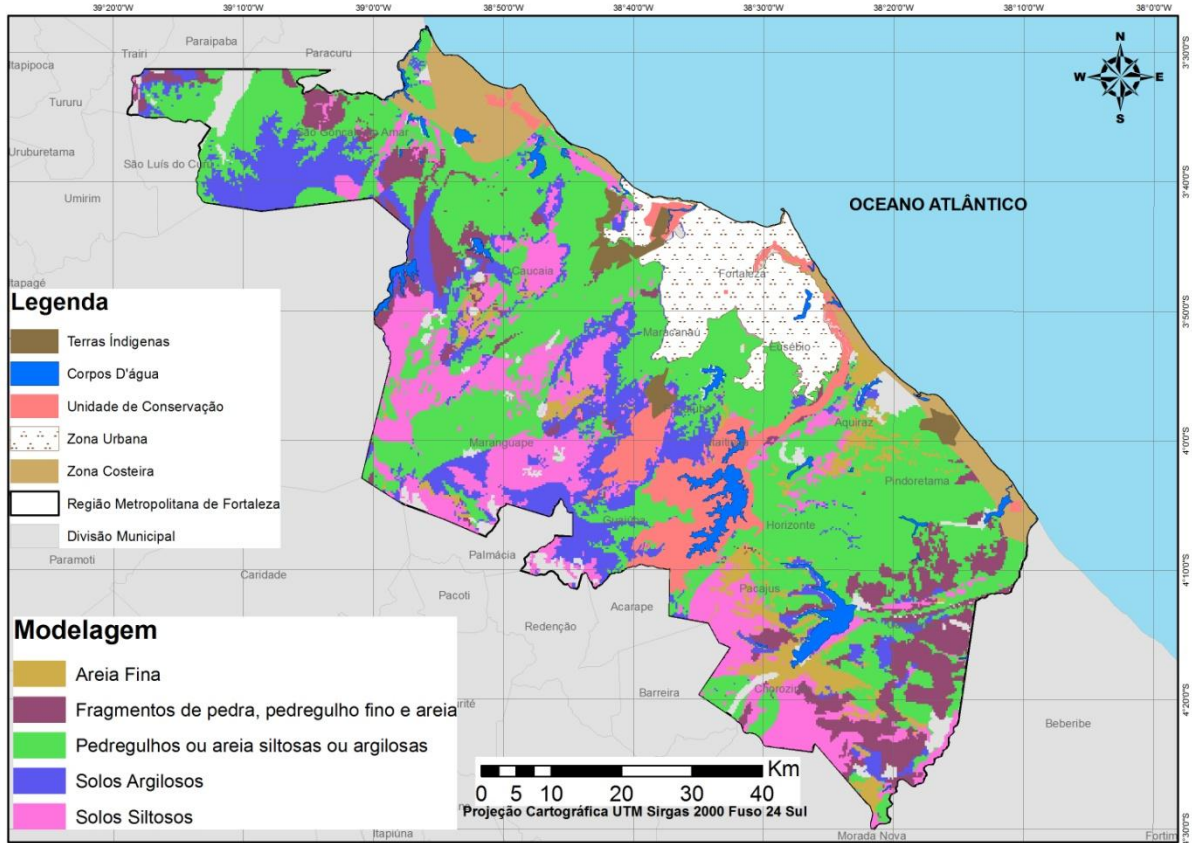


Figura 6.41 – Mapa de Materiais Constituintes da RMF.

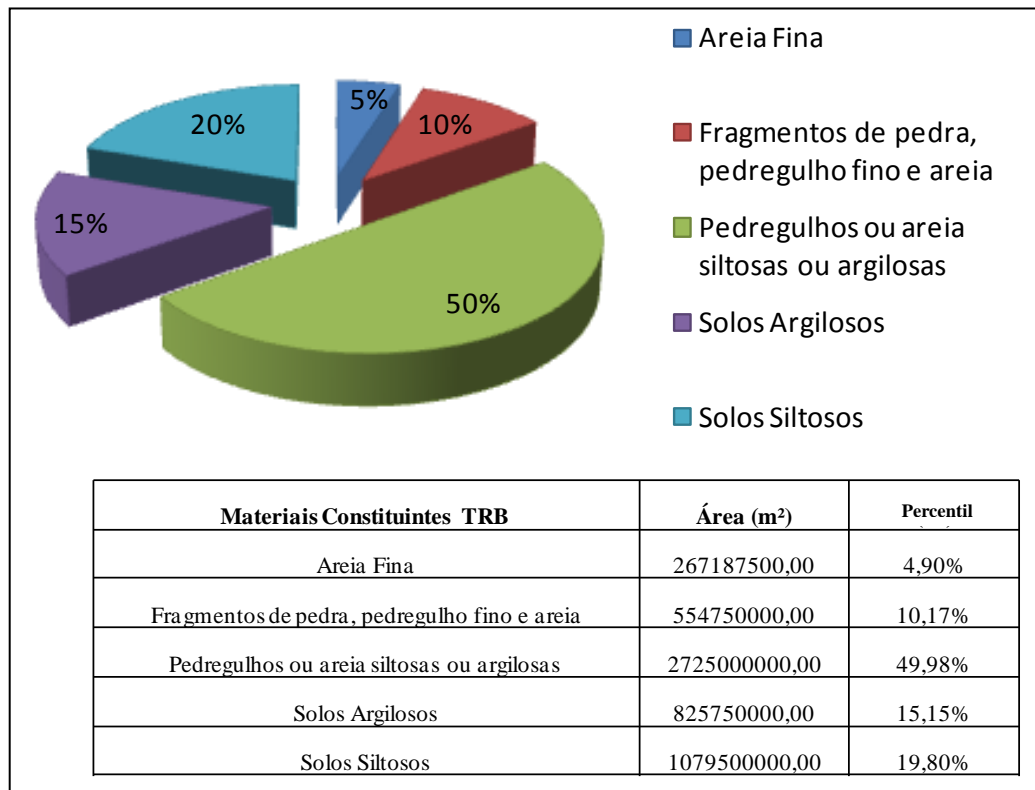


Figura 6.42 – Percentuais dos Materiais Constituintes da TRB na RMF.

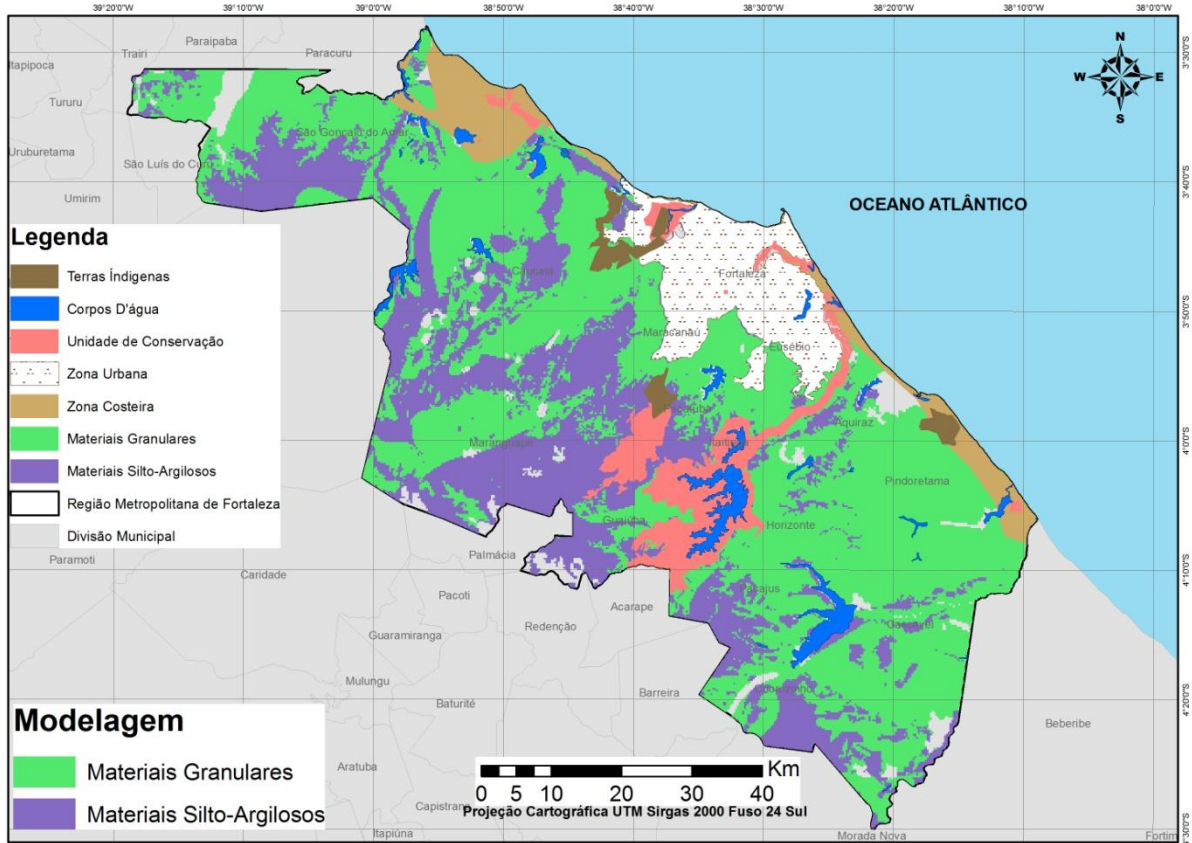


Figura 6.43 – Mapa de Classificação Geral TRB de Solos Granulares e Silto-Argilosos da RMF.

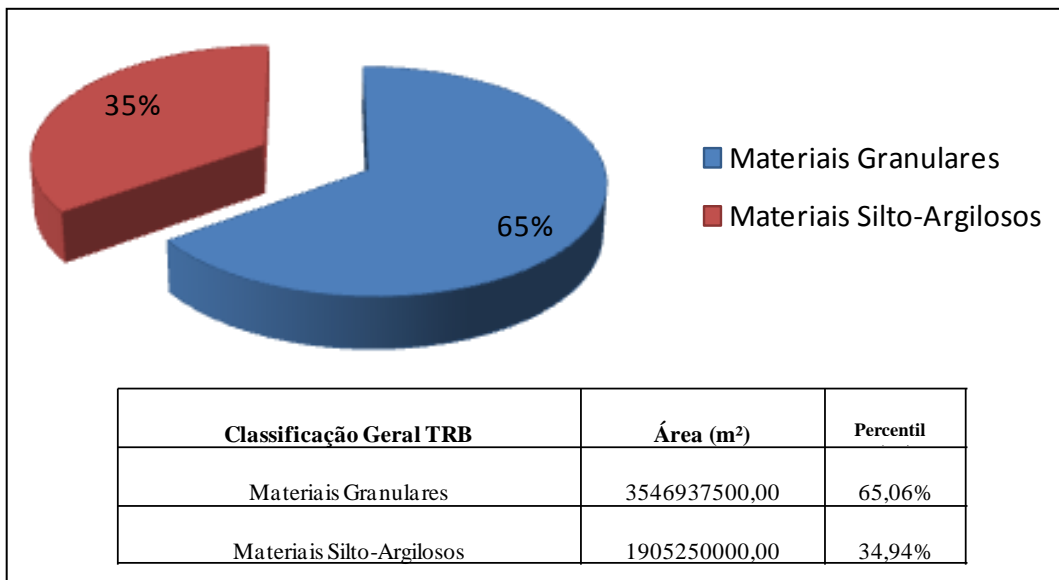


Figura 6.44 – Percentuais da Classificação Geral TRB de Solos Granulares e Silto-Argilosos da RMF.

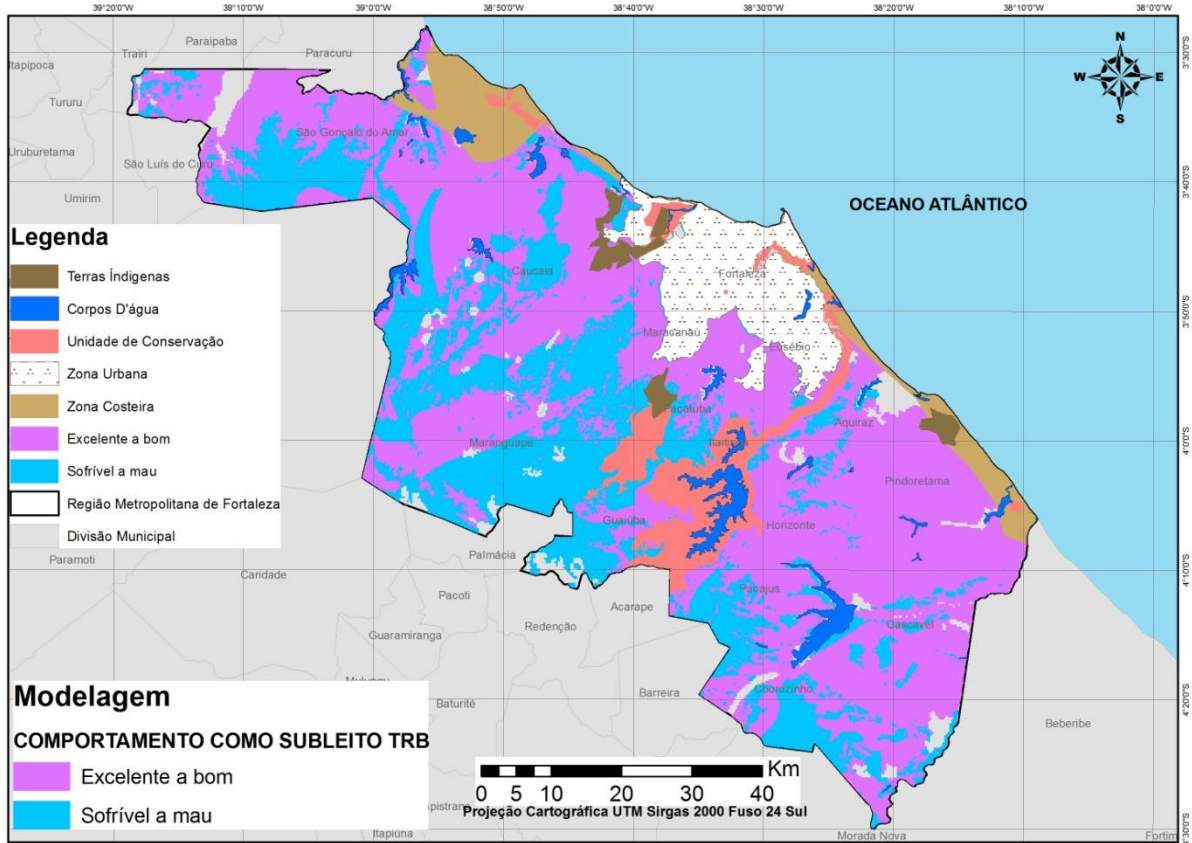


Figura 6.45 – Mapa de Comportamento como Subleito da RMF conforme a classificação TRB.

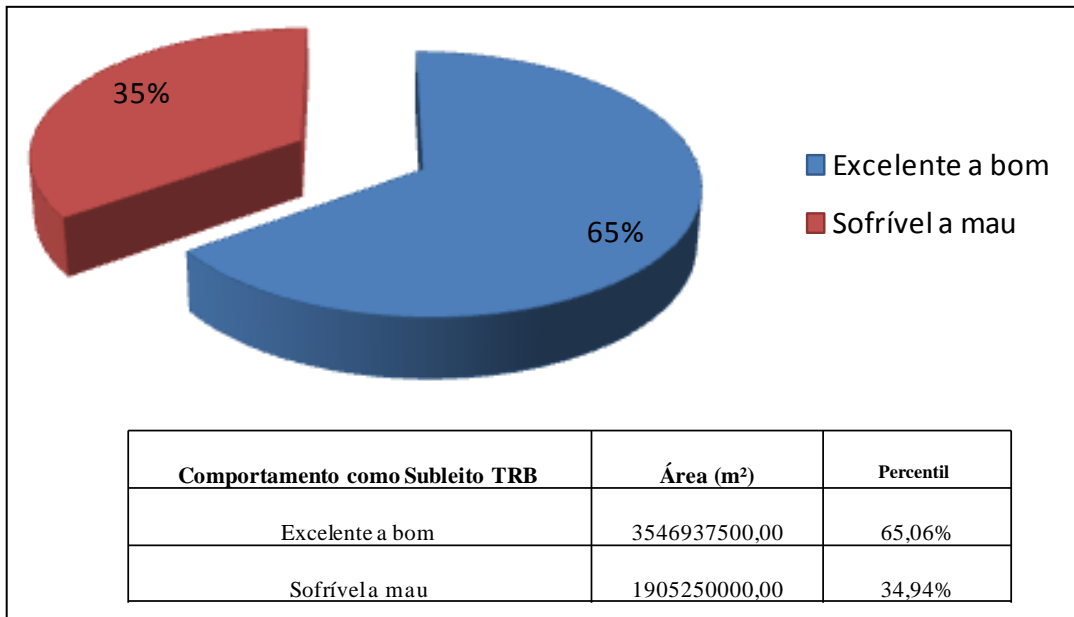


Figura 6.46 – Percentuais da Comportamento como Subleito da RMF conforme a classificação TRB.

#### 6.4.2 Modelagem do CBR (*California Bearing Ratio*)

Os valores de CBR nas energias de compactação normal e intermediária foram generalizados para toda a RMF com a mesma precisão do modelo gerado. Tais valores de CBR, para ambas as energias, foram modelados por faixas de intervalo igual a 5 (cinco) unidades. As Figuras 6.47 e 6.49 são os mapas que ilustram a generalização do modelo na RMF para os dois tipos de CBR. Para obter-se uma melhor compreensão e detalhamento dos valores de CBRs ocorrentes na RMF, as Figuras 6.48 e 6.50 detalham melhor os percentuais e as áreas ocupadas por cada valor de resistência mecânica através do CBR de solos da região.

Observando-se os mapas, gráficos e tabelas mostrados nas Figuras de 6.47 a 6.50, verifica-se que, aproximadamente, 93% dos solos da RMF têm valores de CBR-N entre 1 e 30%. Já para o CBR-I, em torno de 90% dos solos ocorrentes também apresentam valores entre 1 e 30%.

É possível afirmar, com a observação dos resultados da modelagem aqui proposta expressas nas figuras supracitadas, que 70% dos solos presentes na área da RMF possuem os valores de CBR-N entre 1 e 15% e que 50% possuem CBR-I entre 1 e 15%.

Para o CBR-N, identificou-se que 30% dos solos ocorrentes na RMF podem ser empregados sem estabilização, em camadas de pelo menos sub-base de pavimentos, pois podem apresentar valores acima de 20%. Já para o CBR-I, 50% dos solos que cobrem a RMF podem ser empregados sem estabilização em camadas de sub-base de pavimentos, por apresentarem valores maiores que 20%.

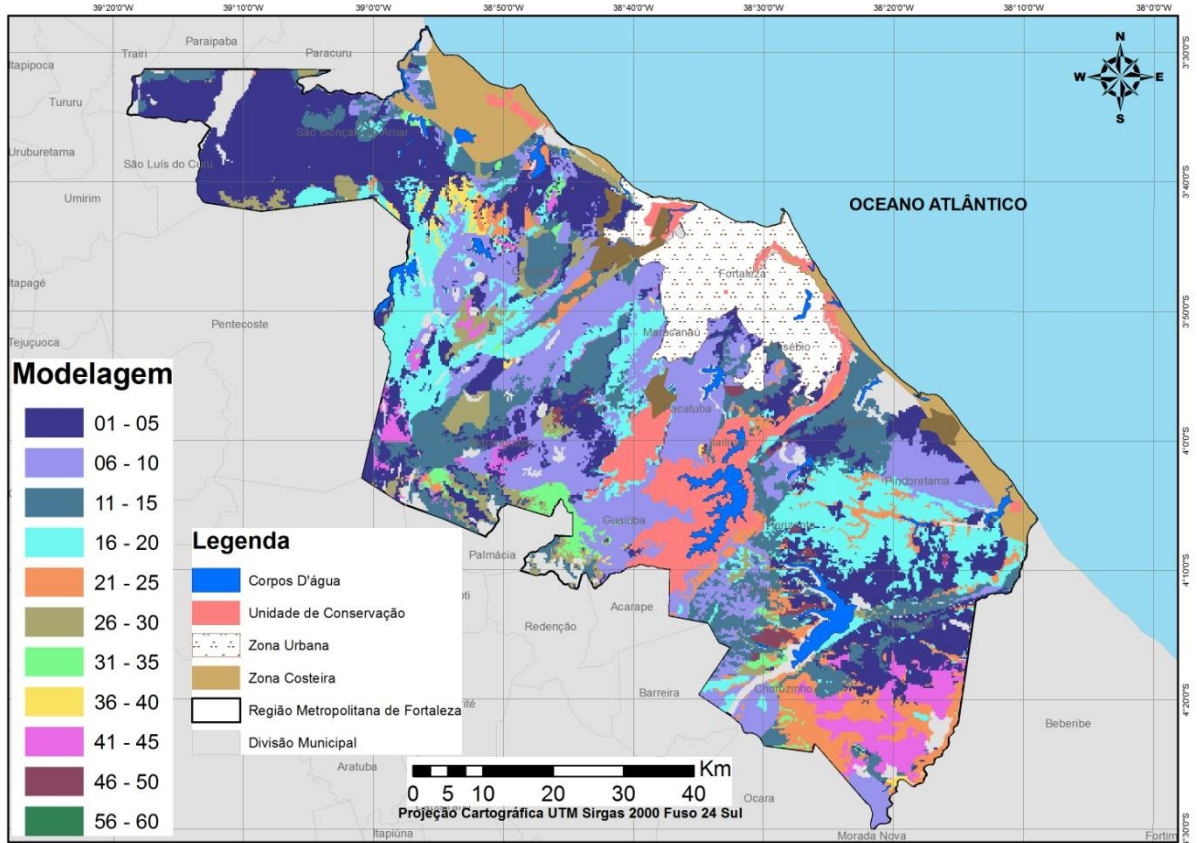


Figura 6.47 – Mapa de CBR-N para RMF.

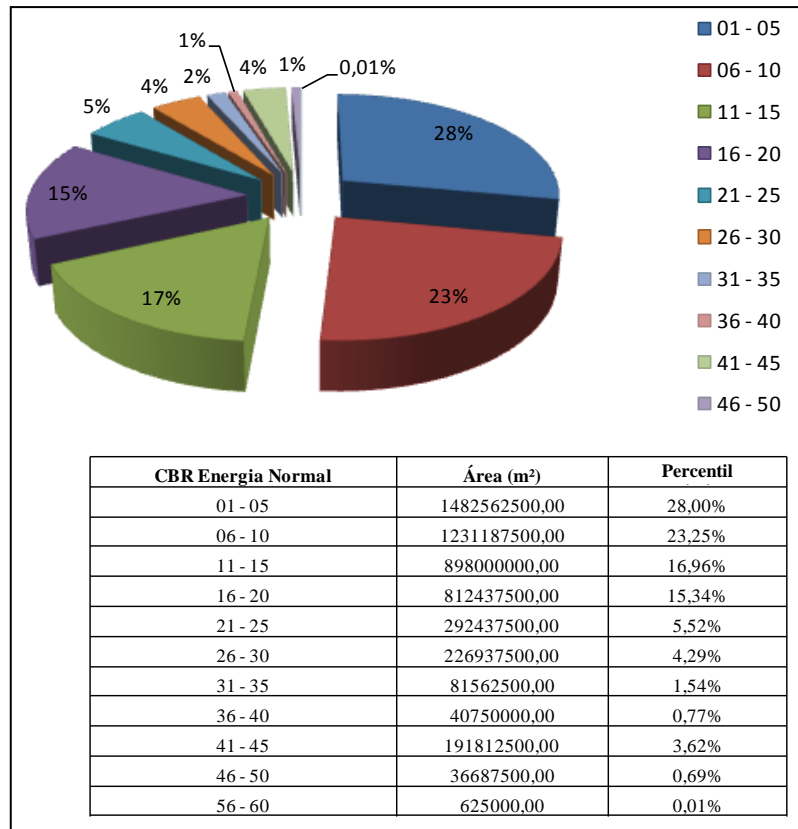


Figura 6.48 – Percentuais de CBR-N para a RMF.

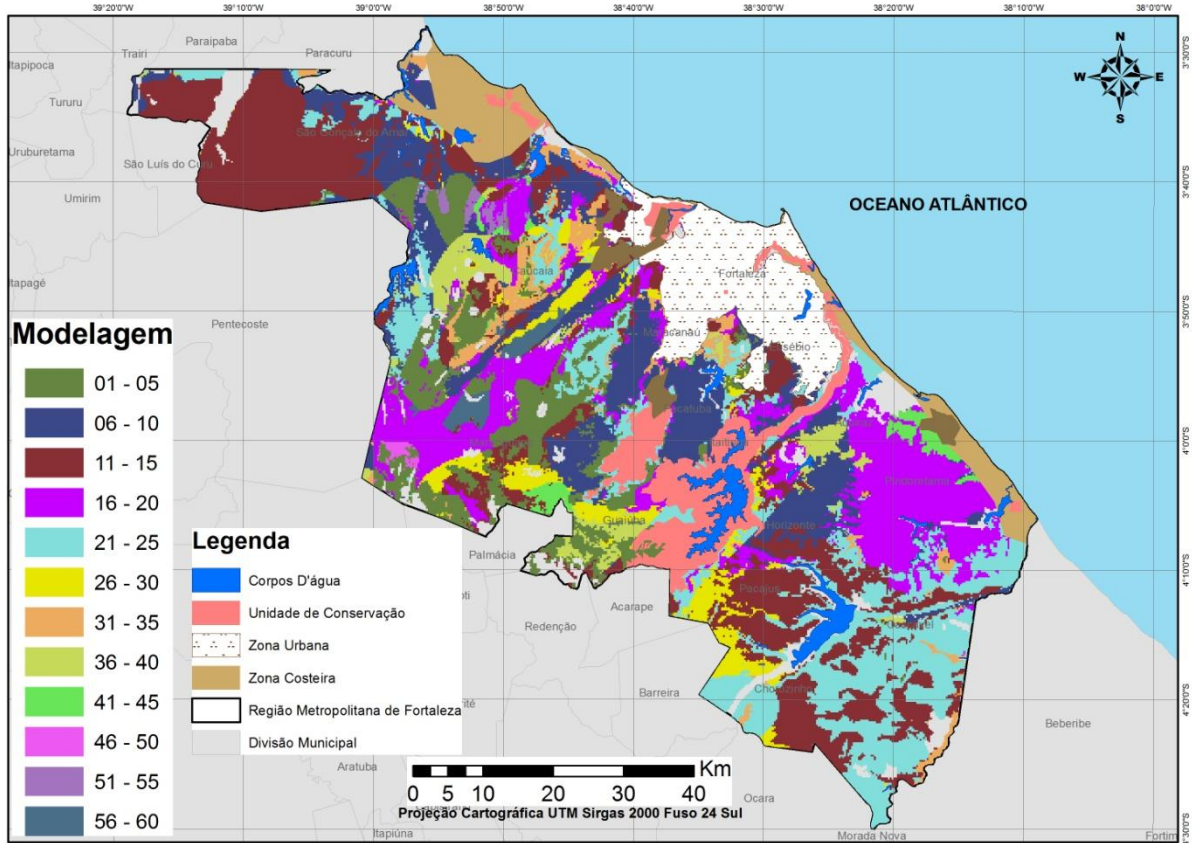


Figura 6.49 – Mapa de CBR-I para a RMF.

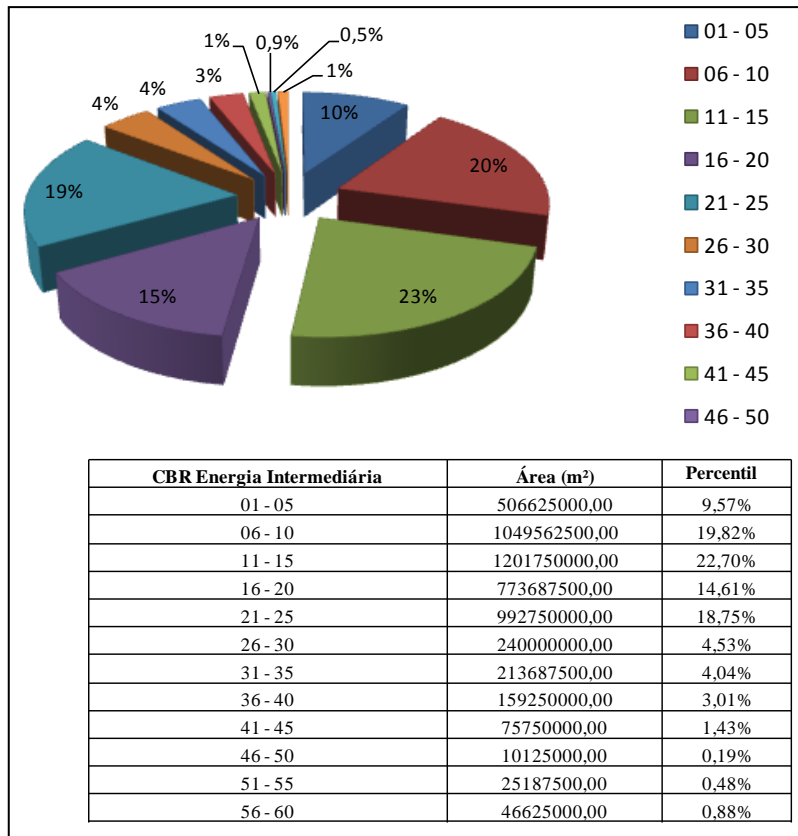


Figura 6.50 – Percentuais de CBR-I para a RMF.



De maneira geral, pode-se considerar que a partir dessa metodologia, os solos da RMF tem bom comportamento mecânico para serem empregados em camadas de pavimentos de baixo volume de tráfego e até rodovias com tráfego pesado sem necessidade de estabilização e que podem se comportar como subleito de forma bem razoável.

### **6.4.3 Disponibilização e Realimentação dos Modelos/Mapas**

Espera-se que os mapas temáticos gerados a partir das estimativas dos três modelos propostos, possam contribuir para o conhecimento prévio dos materiais ocorrentes na RMF para fins de pavimentação. Espera-se, também, que tais informações possam auxiliar os projetistas e tomadores de decisão quanto ao uso, pesquisa e aquisição de materiais para pavimentação, e ainda contribuir para elaboração do traçado das rodovias (Projeto Geométrico), considerando-se o conhecimento, à priori, das características geotécnicas dos subleitos de cada traçado.

Com o objetivo de facilitar o uso dos mapas aqui desenvolvidos, elaborou-se uma aplicação *Webmapping* com a proposta de disponibilizá-los em dimensão e escalas reais para que sejam consultados e utilizados em ambiente SIG e CAD para fins de projetos rodoviários.

A aplicação foi desenvolvida sobre a biblioteca *MapServer* e *Framework Pmapper*, ferramentas livres de código fonte aberto desenvolvidas na linguagem PHP, que juntas formam a estrutura de um servidor de mapas na *Web*. Uma vez os mapas sendo disponibilizados com uma arquitetura *Webmapping*, torna-se possível visualizar, consultar, fazer operações espaciais georreferenciadas e até realizar *downloads* dos mapas em formato vetorial, através de qualquer navegador de internet.

Adicionalmente, implementou-se um realimentador para os três modelos, através do qual se permite o envio pelo usuário de novos pontos georreferenciados na RMF com

informações de CBR e Classificação TRB. A partir da inserção desses novos pontos, pode-se realimentar novamente os modelos, executar uma nova calibração e verificação da precisão dos modelos, visando-se disponibilizar mapas mais precisos, a partir dos novos modelos atualizados periodicamente.











Para acessar a ferramenta criada para disponibilização e realimentação dos modelos gerados em forma de mapas, deve-se abrir um navegador de internet (Google Chrome, Mozilla, Internet Explorer, Opera) e digitar o endereço: <http://lag.det.ufc.br/sig> e navegar pelas funcionalidades da aplicação conforme mostrado em seguida.

A Figura 6.51 mostra uma visão geral da aplicação apenas com o polígono da RMF ligado. As principais funções da aplicação são: Ferramentas de zoom para mais, menos e zoom inicial; Ferramenta Pan semelhante a do AutoCAD para arrastar o mapa dentro da aplicação; Ferramenta para identificar os atributos dos mapas apenas com um clique; Download dos mapas em formato vetorial (.shp); Ferramenta para ligar e desligar os mapas; Ferramenta para realimentar os modelos. A Tabela 6.9 resume as ferramentas disponíveis na aplicação implementada.



**Figura 6.51 – Visão geral da aplicação Webmapping.**

Tabela 6.9 – Funções da Aplicação Webmapping.

 <b>Zoom para zona original</b>	 <b>Define transferência de uma Camada</b>
 <b>Retorna uma ação</b>	 <b>Atualiza a aplicação</b>
 <b>Avança uma ação</b>	X: 597531 Y: 9551865 <b>Coordenadas UTM do mapa</b>
 <b>Zoom mais</b>	Escala 1: 911280 <b>Escala numérica do mapa</b>
 <b>Zoom menos</b>	km 0 15 30 <b>Escala gráfica do mapa</b>
 <b>Pan – Arrasta o mapa na tela</b>	<input checked="" type="checkbox"/> <b>Camadas</b> <b>Camadas/mapas</b>
 <b>Visualiza atributos da feição</b>	Download Shapefiles <b>Baixar mapas originais</b>
 <b>Calcula áreas e distâncias</b>	Realimente o Modelo <b>Realimentador do modelo</b>

Uma vez aberta a aplicação Webmapping, é possível efetuar todas as operações descritas e resumidas na Tabela 6.9, como por exemplo, visualizar e consultar apenas a camada/mapa desejada. A função mais importante é a ferramenta de consulta que identifica os atributos físicos presentes na coordenada clicada pelo mouse, conforme ilustra a Figura 6.52.

As Figuras 6.52 a 6.58 mostram a visualização individual de todos os mapas gerados a partir dos modelos. Observe-se que do lado direito fica marcada apenas as camadas que estão sendo vistas e ficam também representadas as legendas de cada mapa abaixo da identificação dele por meio da camada do SIG-Web.

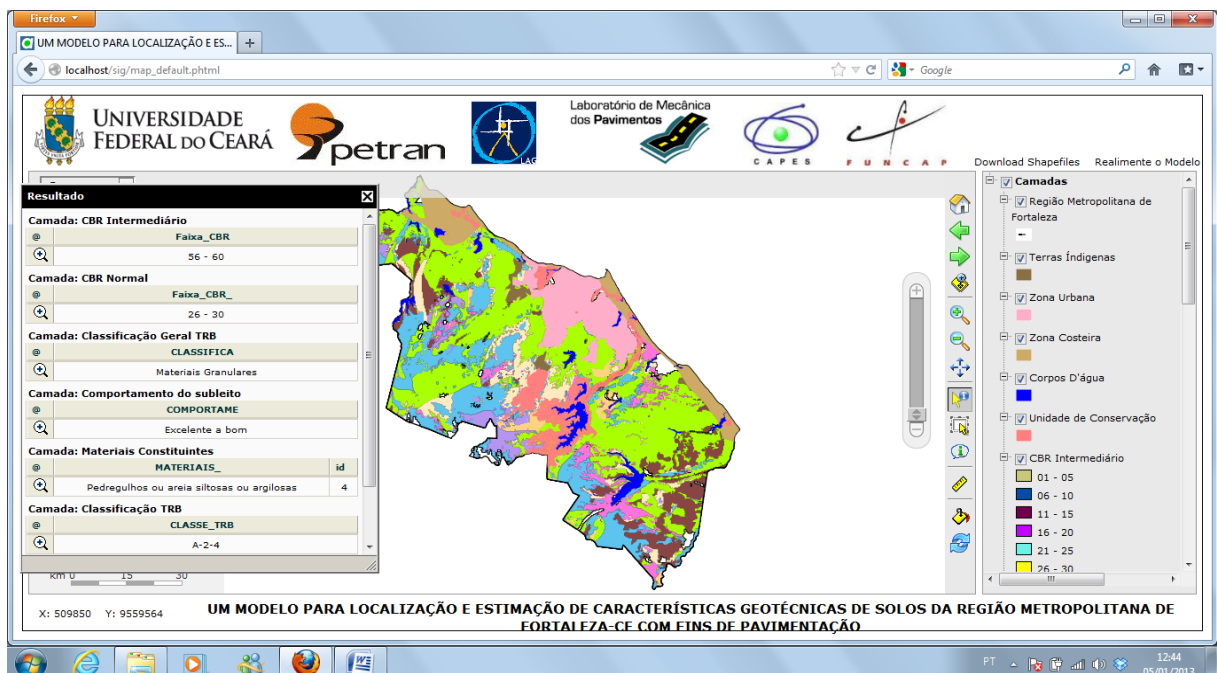


Figura 6.52 – Consulta aos atributos de todos os mapas no Webmapping.

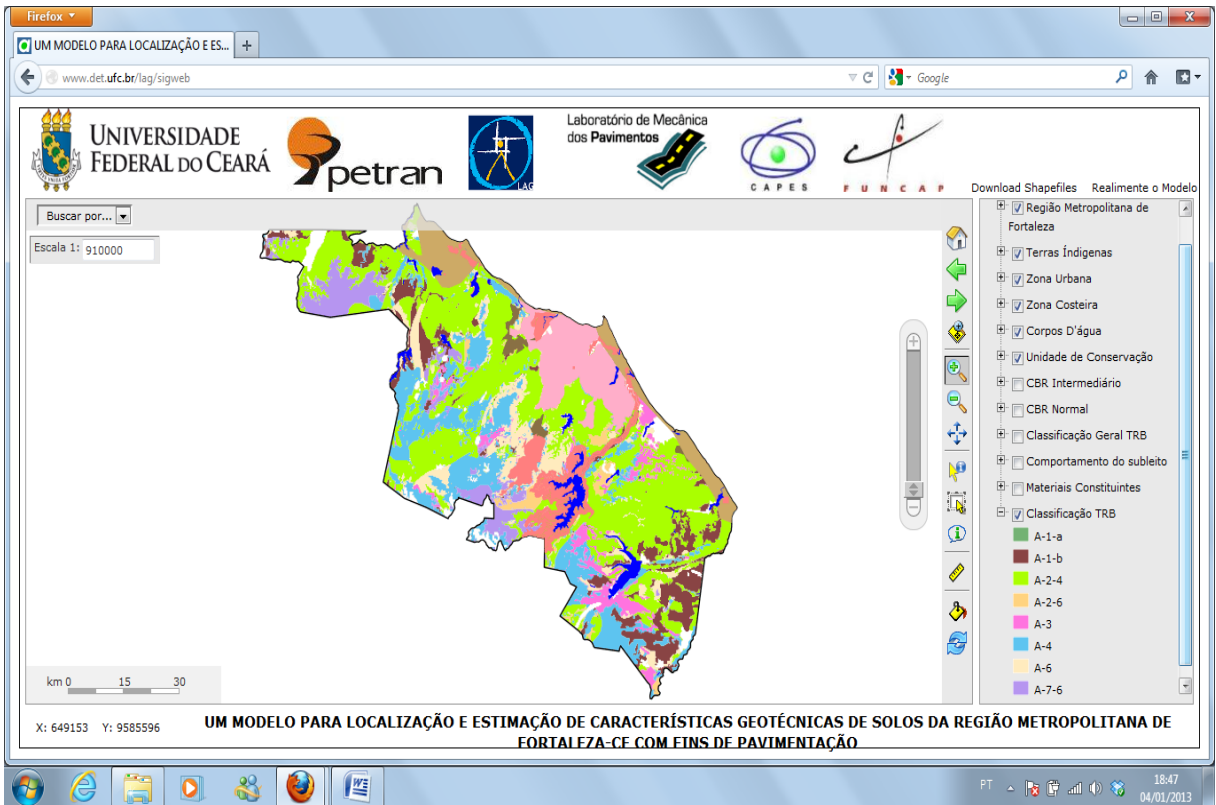


Figura 6.53 – Classificação TRB no Webmapping.

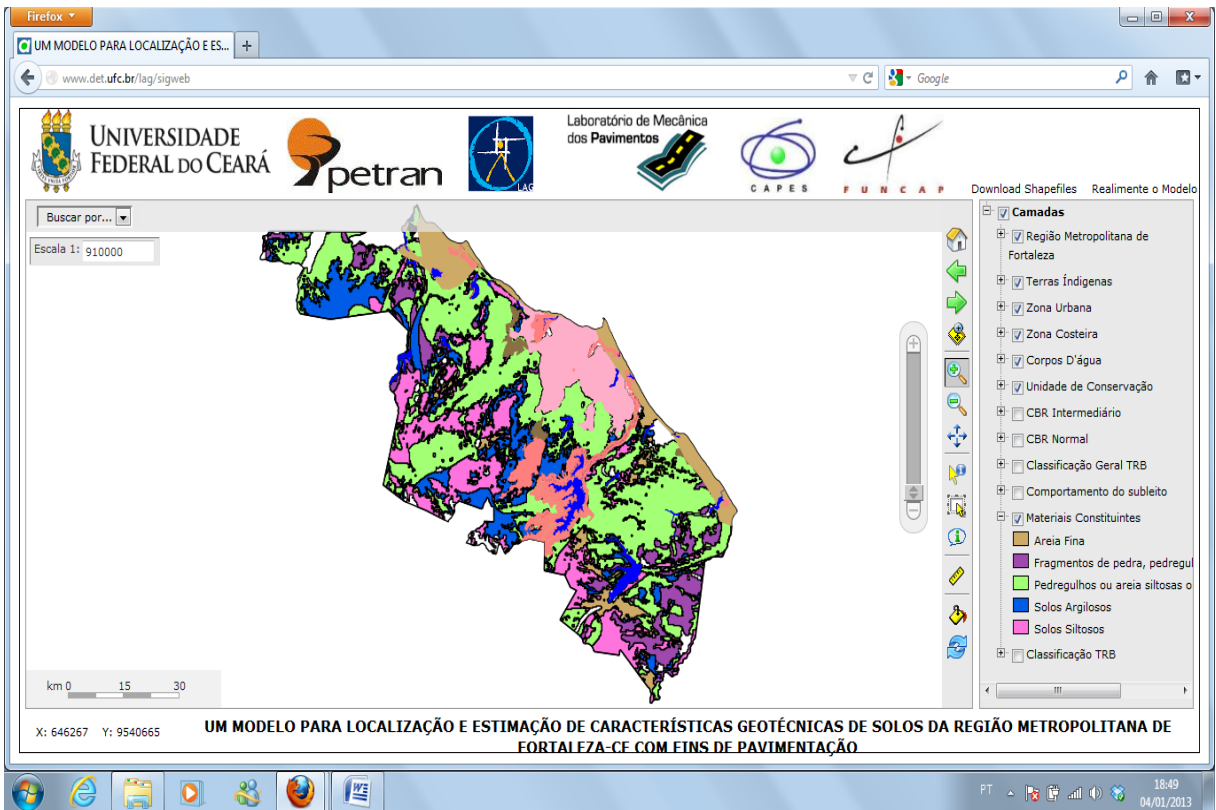


Figura 6.54 – Materiais Constituintes no Webmapping.

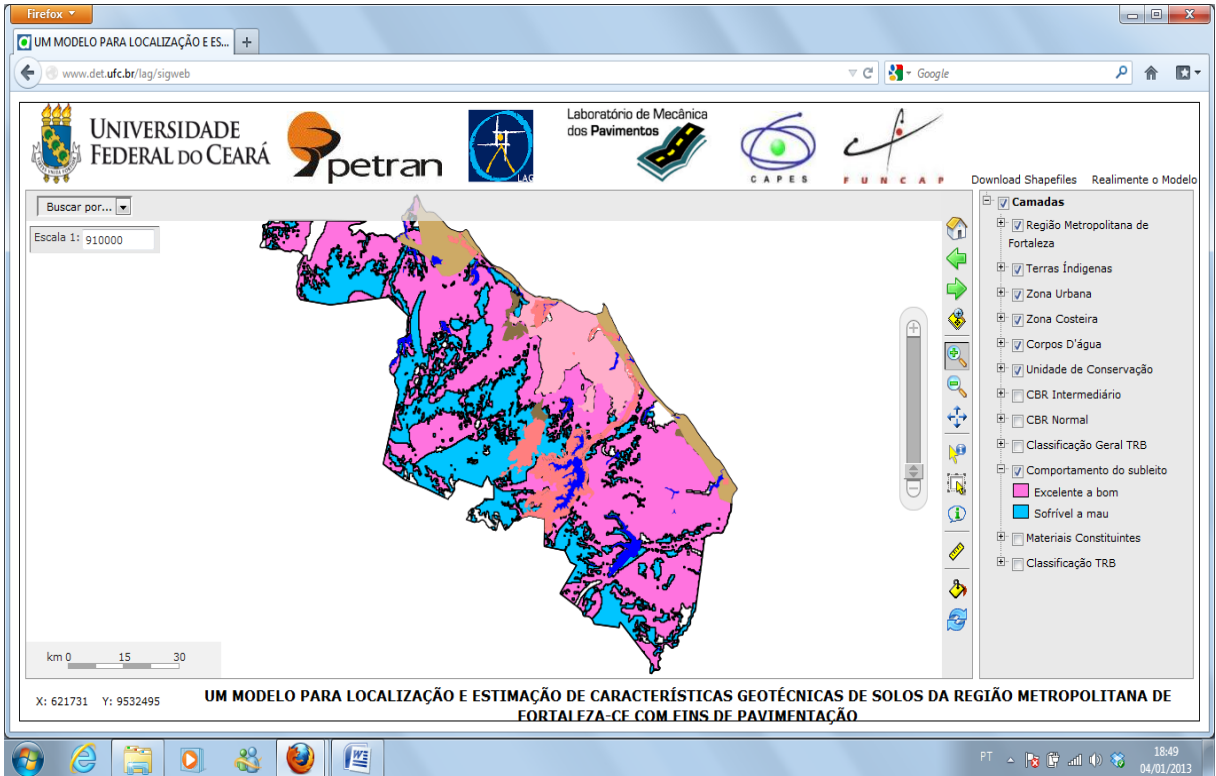


Figura 6.55 – Comportamento como subleito no Webmapping.

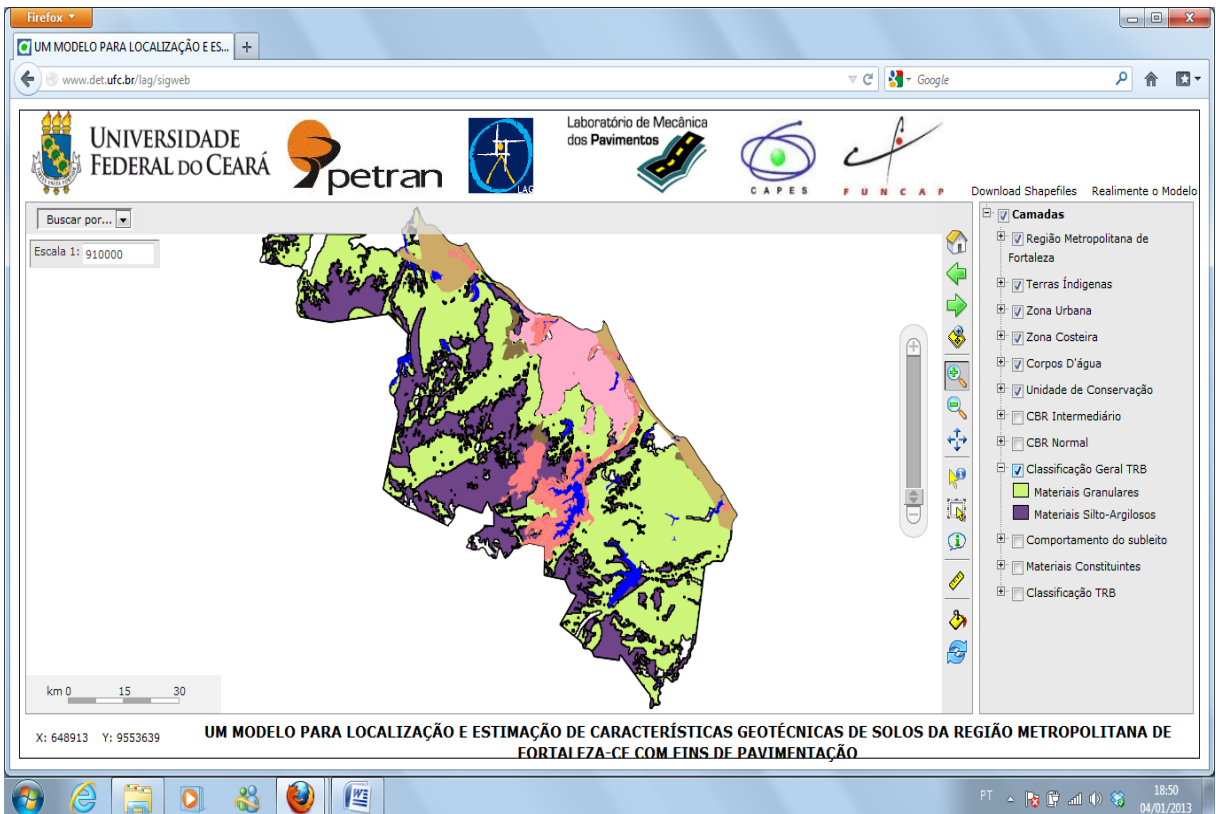


Figura 6.56 – Classificação Geral TRB no Webmapping.

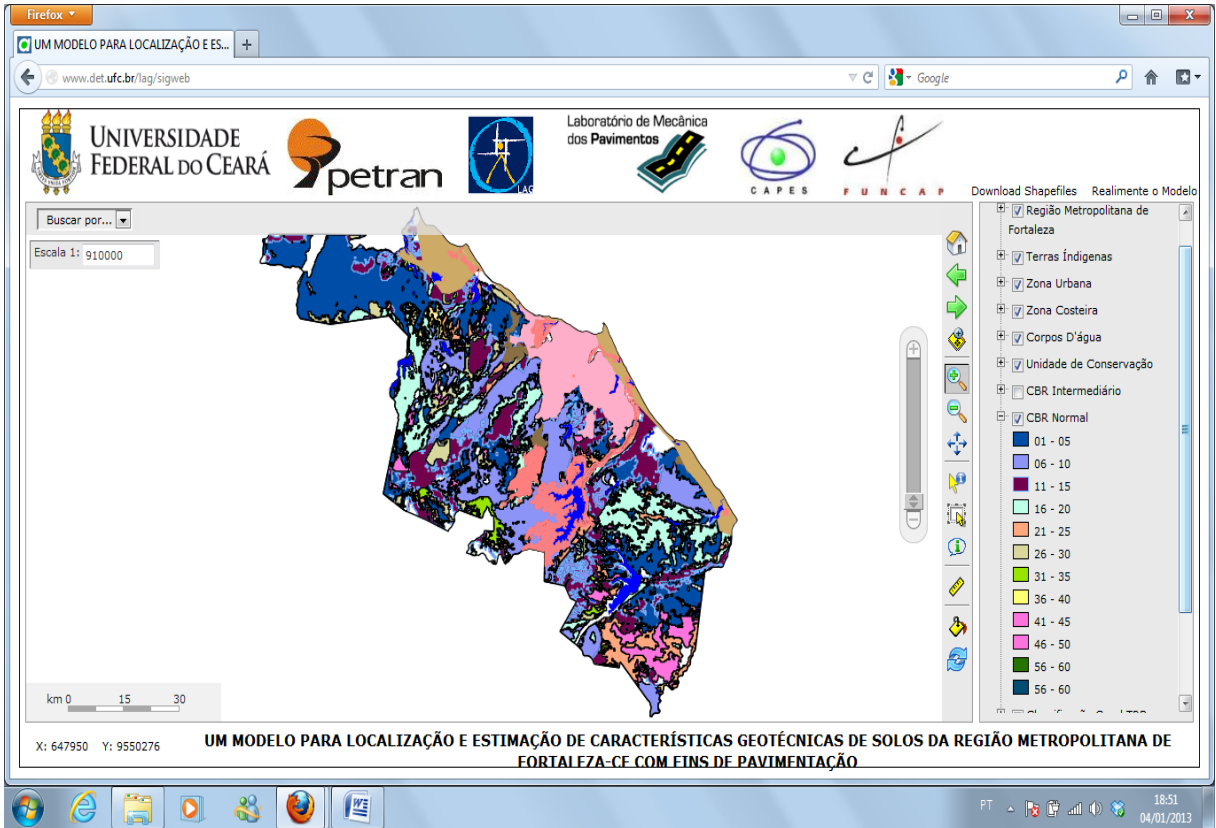


Figura 6.57 – CBR-N no Webmapping.

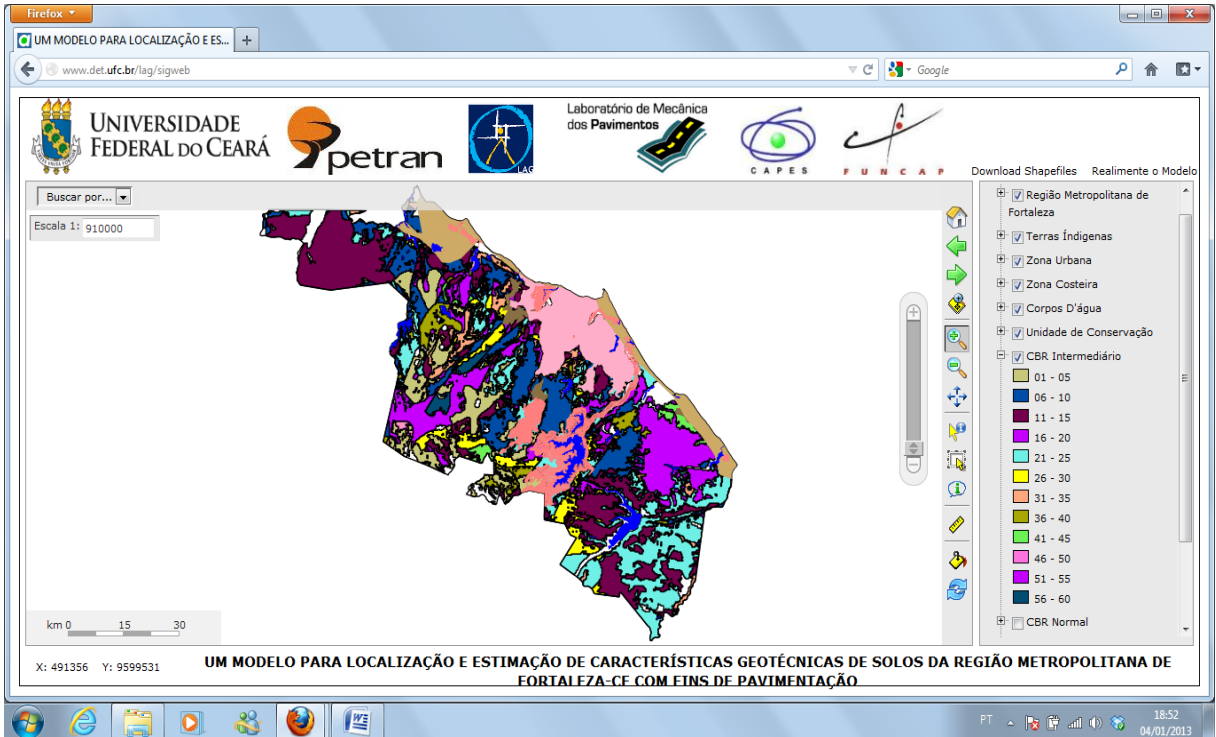
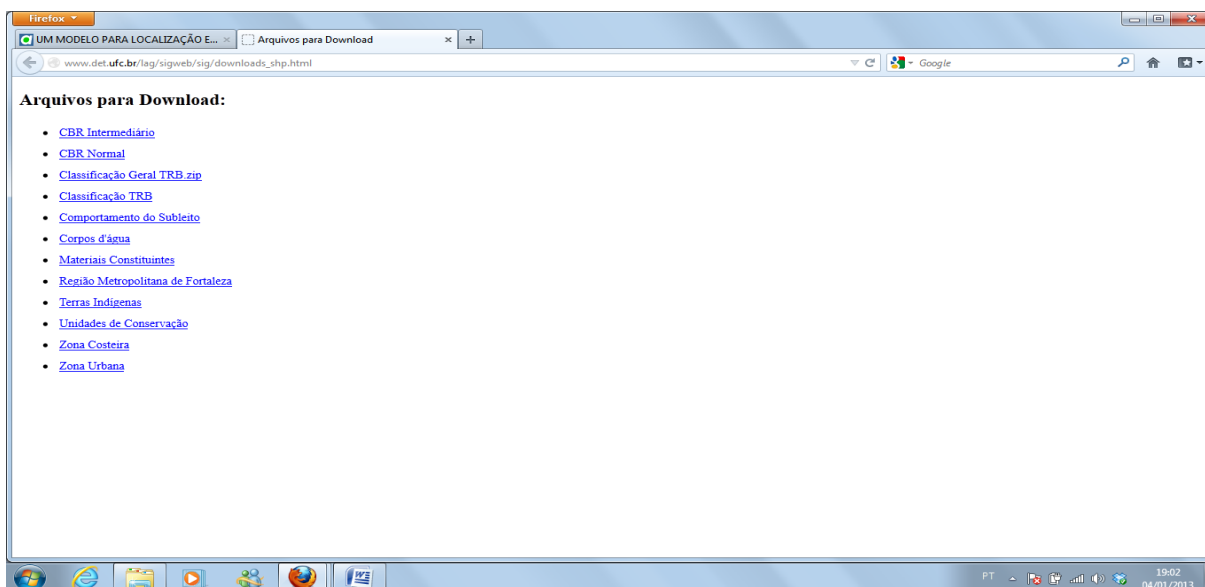


Figura 6.58 – CBR-I no Webmapping.

O sistema *Webmapping* desenvolvido permite que os dados disponíveis para consultas sejam também disponibilizados para download, assim viabilizando o uso desses arquivos em outros ambientes fora da internet como um SIG ou CAD. O procedimento de *download* é bastante simples, como mostrado na Tabela 6.8, onde pode-se perceber que ao se clicar no botão Download Shapefiles, no canto superior esquerdo do sistema, a janela de download será aberta conforme mostra a Figura 6.59.

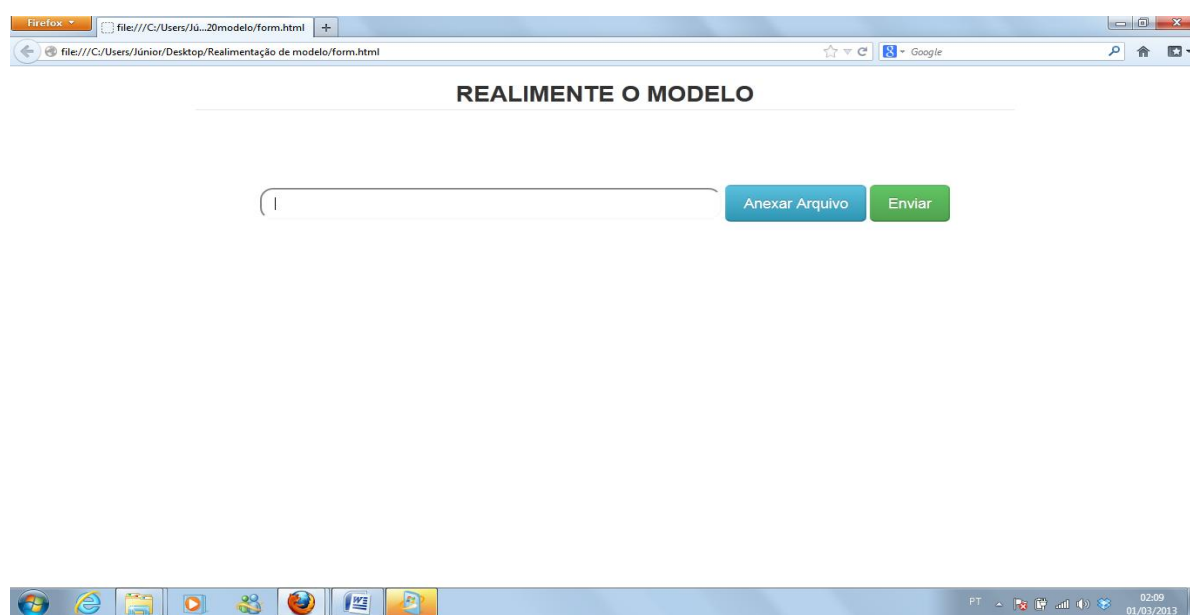


**Figura 6.59 - Download dos mapas no *Webmapping*.**

Além da possibilidade da realização de download dos mapas gerados pelos três modelos, a aplicação permite também o envio de arquivos nos formatos: .xlsx, .doc, .pdf e .txt contendo pontos georreferenciados, na RMF, com informações de CBR e Classificação TRB. Essa funcionalidade serve como forma de realimentar periodicamente os modelos e de subsidiar a melhoria da precisão e disponibilização de novos modelos.

O procedimento para realimentar os modelos é bastante simples, como mostrado na Figura 6.60. Deve-se clicar-se no botão Realimente o Modelo, no canto superior esquerdo do sistema, e a janela, mostrada na Figura 6.60, será aberta. Para enviar o arquivo, clica-se no botão anexar arquivo, após o arquivo ser completamente carregado, clica-se em enviar e o

arquivo será enviado para o servidor da aplicação e o administrador será notificado do recebimento do arquivo para melhorar os modelos, sejam de Classificação TRB e/ou CBR e até criar novos modelos com MR. É importante que os dados enviados pelo realimentador, tenham informações como: a época de coleta dos dados, as coordenadas geográficas, e a identificação de sistema de referência a que os dados geotécnicos estão amarrados.



**Figura 6.60 – Realimentador dos modelos no Webmapping.**

#### 6.4.4 Comentários Finais

Para o conjunto atual de dados disponível, a precisão dos modelos variou entre 90% e 93%. Não se conseguiu obter valores maiores, provavelmente pelo fato dos dados serem oriundos de diferentes fontes, podendo ter havido alguma inconsistência amostral, mesmo com a realização de filtros de dados. No entanto, acredita-se que este trabalho contribuiu para a identificação e mapeamento de solos da RMF com fins de pavimentação, a partir de uma metodologia de baixo custo, uma vez que usou em sua totalidade dados secundários, sem a necessidade de realização de ensaios de laboratório que envolvem uma etapa dispendiosa e demorada do projeto rodoviário.



## CAPÍTULO 7

### CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

#### 7.1 Considerações Iniciais

Esta dissertação teve como objetivo principal a geração de modelos de localização e predição de características geotécnicas (Classificação TRB, CBR-N e CBR-I) de solos, de forma a contribuir com o processo da tomada de decisão quanto à utilização de materiais para fins de pavimentação. A geração dos modelos foi baseada na existência apenas de dados secundários, sem a necessidade da realização de pesquisas de campo e/ou ensaios de laboratório que constituem uma etapa onerosa e demorada do projeto rodoviário. Para tanto, foi selecionada a Região Metropolitana de Fortaleza como área de estudo, por ser economicamente a região mais importante do estado do Ceará, portanto, onde ocorre a maioria das intervenções na infraestrutura, incluindo a rodoviária.

Este estudo procurou deixar a sua parcela de contribuição no reconhecimento dos solos da RMF do estado do Ceará, de forma rápida, econômica e indireta, no intuito de trazer benefícios para as atividades de projeto, construção e gerenciamento de rodovias da região. Acredita-se que o trabalho ainda contribuiu com a implementação de uma metodologia, de fácil replicação, para que possa ser empregada em outras áreas de estudo onde se tenha interesse em conhecer os solos sob a ótica da pavimentação.

Espera-se que a dissertação desenvolvida venha a auxiliar na facilitação do reconhecimento prévio dos solos para finalidades de pavimentação no estado do Ceará e no Brasil, de maneira a propiciar a construção e conservação de rodovias de maneira mais econômica, segura, e com menor impacto para o meio ambiente e a sociedade. Desta forma,

os recursos públicos serão poupados, podendo ser destinados a outros programas e setores mais carentes de nossa sociedade.

## **7.2 Principais Conclusões**

A seguir são apresentadas as principais conclusões obtidas a partir dos três modelos calibrados, validados e testados nesta pesquisa.

### **7.2.1 Quanto ao Método e a Modelagem Neural**

Embora tenham sido empreendidos esforços para se escolher as melhores topologias neurais, de sorte a oferecer um erro mínimo, em um baixo tempo de processamento, certamente não foi possível ao longo do trabalho esgotar a imensa combinação de possibilidades entre topologias e parâmetros de treinamento. Desta forma, pode-se utilizar, para a modelagem de dados geotécnicos (TRB, CBR-N e CBR-I), as topologias apresentadas no Capítulo 6, mas deve-se considerar que potencialmente podem existir outras topologias que possuam um erro menor para o conjunto de teste, não sendo o procedimento aqui adotado um trabalho esgotado.

A modelagem apresentou um grau de precisão relevante, superior a 90% de acerto para os três modelos testados (classificação TRB, CBR-N e CBR-I). A metodologia apresentada neste trabalho demonstrou que é possível produzir uma base de dados georreferenciada a partir de informações geotécnicas (classificação TRB, CBR-N e CBR-I) de uma determinada região, neste caso a Região Metropolitana de Fortaleza, de forma rápida e econômica que subsidie o conhecimento prévio dessas características para emprego em pavimentação e obras viárias em geral a partir de um modelo de inferência.

Para tanto, se observou que é possível obter as informações da classificação TRB, CBR-N e CBR-I, como dados de saída dos modelos, com modelagem neural a partir de dados geotécnicos secundários e características biofísicas (Geologia, Pedologia, Vegetação, Geomorfologia, Altimetria, Coordenadas Este e Norte) como dados de entrada. Ressalte-se que as características biofísicas estão presentes em bases cartográficas disponibilizadas pelos órgãos do governo que detém tais informações.

Como produto adicional desse trabalho foi possível também integrar aos mapas resultantes da modelagem às áreas que não devem ser utilizadas para retirada de materiais para uso na construção rodoviária, por ser tecnicamente inviável ou legalmente protegidas, tais áreas são: Unidades de Conservação, Terras Indígenas, Zona Costeira (APP de Dunas e Estuários), Corpos D'água, Zonas Urbanas.

### **7.2.2 Quanto às incertezas dos modelos gerados**

Os três modelos de previsão de características geotécnicas (Classificação TRB, CBR-N e CBR-I) modelados neste trabalho tiveram os níveis de acertos considerados satisfatórios e relevantes, sendo: 92,6% para a Classificação TRB, 90,1% para CBR-N e 90% para o CBR-I. Isto se deu em função da escala dos dados biofísicos disponíveis e a quantidade de dados geotécnicos utilizados.

A medida de desempenho utilizada foi o MSE do conjunto de teste que tem 20% do conjunto de dados disponível para cada modelo estudado. Quando comparado estes resultados com os de outros modelos geotécnicos similares, observou-se que os três modelos gerados têm desempenho igual ou superior.

### **7.2.3 Quanto ao Modelo Proposto Para a Classificação TRB**

De acordo com o modelo proposto para a classificação TRB, os solos ocorrentes na RMF podem ser divididos inicialmente em dois grandes grupos: materiais granulares (comportamento granular) que ocupam a maior parte, cerca de dois terços da área e materiais silto-argilosos (comportamento coesivo) que ocupam menor parte, cerca de um terço da área estudada.

Pode-se afirmar, segundo resultados da modelagem da classificação TRB, que, aproximadamente, dois terços dos subleitos da área da RMF têm comportamento de excelente a bom, sendo recomendada a construção de pavimentos nestas áreas sem necessidade de reforço de fundação. Já um terço da área, aproximadamente, tem comportamento como subleito de sofrível a mau, não sendo recomendada a construção de pavimentos sem reforçar o solo da fundação. A maior parte dos solos com comportamento de excelente a bom é composta por pedregulhos e areias siltosas ou argilosas. Os solos com comportamento de sofrível a mau são compostos por argilas e siltes.

Ainda segundo a classificação TRB, os solos da região são predominantemente do tipo A-2-4, seguido pelos solos do grupo A-4. Já os grupos do tipo A-1-a e A-3 têm menor incidência na região. De maneira geral, os solos da RMF de uso como subleito podem ser considerados adequados para aplicação em pavimentação, não necessitando em sua maior parte de reforço estrutural para tal finalidade.

### **7.2.4 Quanto aos Modelos de CBR-N e CBR-I**

O modelo de previsão de CBR-N de solos proposto para a Região Metropolitana de Fortaleza identificou que cerca de 93% da área apresentou valores de CBRs menores ou iguais a 30% e que 70% dos solos apresentou valores de CBR menores ou iguais a 15%, ainda

28% apresenta valores de CBR de até 5% e 24% tem valores de CBR entre 5% e 10%. No entanto, 30% da área de cobertura de solos da região podem apresentar valores de CBRs acima de 20%, sendo assim excelentes materiais para subleitos ou camadas mais nobres de pavimentos. Acredita-se que ao aumentar a energia de compactação, provavelmente os valores dos CBRs dos solos, de melhor qualidade, serão superiores aos valores apresentados, na energia normal, e poderão ser empregados, naturalmente, em camadas que requeiram maiores resistências mecânicas.

O modelo de previsão de CBR-I para a Região Metropolitana de Fortaleza indicou que 90% dos solos compactados na energia intermediária do ensaio de Proctor, apresentaram CBRs menores ou iguais a 30% e que, aproximadamente, metade da área de cobertura dos solos apresentaram CBRs menores ou iguais a 15%. Verificou-se que, para o caso do CBR-I, houve um ganho de 20% para os solos que podem ser aplicados em camadas de pavimentos sem necessidade de estabilização, em relação ao modelo de CBR-N. Sendo assim, identificou-se que metade dos solos da região podem apresentar valores de CBR-I acima de 20%, inferindo-se que se essa energia for aumentada os valores podem ser acrescidos.

Observando os valores dos modelos de CBR-N e CBR-I, pode-se afirmar que em torno de 90% dos solos para ambas as energias, apresentaram valores iguais ou inferiores a 15%. Logo o aumento da energia de compactação de normal para intermediária não influenciou, significativamente, no aumento do CBR dos solos.

Para os CBRs acima de 20%, percebe-se que com aumento da energia de compactação, a quantidade de solos com CBRs maiores também aumentou de 30%, no CBR-N, para 50% no CBR-I. Conclui-se que, segundo os modelos apresentados, para CBR baixos, mesmo aumentando-se a energia de compactação, os valores não devem alterar muito, pois esses solos apresentam geralmente predominância de argilas expansivas e siltes, contendo pequenas frações de areias ou pedregulhos.

### **7.2.5 Quanto ao Aplicativo *Webmapping***

Foi possível criar um servidor de mapas por meio da biblioteca *MapServer* e *Framework Pmapper*, como forma de facilitar o uso dos mapas de Classificação TRB, CBR-N e CBR-I gerados pelos modelos. A aplicação criada conhecida também como *Webmapping* tem como finalidade a disponibilização dos mapas em escala real para que possam ser consultados ou utilizados em ambiente SIG ou CAD para aplicações em projetos rodoviários.

Uma vez os mapas sendo disponibilizados através de uma aplicação *Webmapping*, torna-se possível visualizar, consultar, fazer operações espaciais georreferenciadas, bem como fazer downloads dos mapas, em formato vetorial, através de qualquer navegador de internet.

### **7.2.6 Quanto à Realimentação do Modelo**

A implementação do realimentador dos modelos tem a função de receber novos pontos georreferenciados da Região Metropolitana de Fortaleza (com informações geotécnicas de Classificação TRB, CBR-N e CBR-I) realizar uma posterior realimentação e recalibração dos modelos criados. Com isso pode se verificar se houve melhoria na precisão e disponibilizar mapas com os modelos calibrados e atualizados periodicamente, desta forma os modelos de previsão de Classificação TRB, CBR-N e CBR-I para a RMF poderão ter sua precisão melhorada, tornando os modelos ainda mais indicados para uso em pavimentação e construção rodoviária em geral.

### 7.3 Recomendações e Sugestões para Trabalhos Futuros

A partir dos resultados obtidos e com base no conhecimento adquirido ao longo do desenvolvimento desta pesquisa, percebeu-se que existe a necessidade de trabalhos que venham a complementar este ou ainda melhorar e expandir a área de estudo da RMF. Assim, recomenda-se realização das seguintes pesquisas:

- a) Sugere-se que os resultados obtidos nesse estudo possam ser usados para apoiar a gestão das vias não pavimentadas na RMF, a partir do melhor entendimento dos subleitos que servem como suporte das mesmas, bem como ajude na obtenção de materiais adequados à sua manutenção.
- b) Recomenda-se para trabalhos futuros, a coleta de solos na RMF em usando como base os mapas gerados a partir dos modelos aqui propostos, de forma a ensaiar em laboratório as características modeladas em pontos espacialmente mais distribuídos, distantes das rodovias e onde se tenham obtidos resultados estimados pelo modelo. Com objetivo de confrontar os resultados de laboratório com os resultados preditos pelos modelos e verificar a precisão dos mapas gerados.
- c) Recomenda-se aos órgãos rodoviários que construam uma base de dados com as informações geotécnicas das rodovias já construídas e/ou projetadas. Essa ação facilitaria os trabalhos atuais e futuros a serem executados nas áreas de interesse e ainda subsidiaria um futuro trabalho do tipo aqui apresentado para uma outra região.
- d) Sugere-se a aplicação dessa metodologia para outras regiões do Brasil ou mesmos expandindo o polígono da RMF para todo o estado do Ceará, de

- maneira que se possa ter o conhecimento prévio dos materiais que ocorrem em cada região para serem aplicados no projeto e construção de rodovias;
- e) Sugere-se que seja implementado e populado um banco de dados georreferenciado com propriedades como, por exemplo, módulo de resiliência para uma dada região de estudo, de modo a possibilitar a modelagem e mapeamento do potencial comportamento resiliente dos solos, que possam ser usados em nível de rede para avaliação de melhores locais para implantação de rodovias e subsidiar a coleta de dados com objetivo de apoiar os dimensionamentos mecanístico-empíricos de pavimentos;
  - f) Sugere-se que os mapas aqui produzidos possam ser utilizados como referência na construção de segmentos experimentais e que as informações obtidas no campo e/ou laboratório (considerações das reais condições ambientais do local, ocorrência local dos solos, bem como de CBR do subleito) possam ser confrontadas com aquelas oriundas das modelagens obtidas;
  - g) Sugere-se a integração dos mapas/modelos gerados às feições biofísicas e antrópicas para a geração de modelos de gerência de pavimentos e estudos de impactos ambientais para construção e manutenção de rodovias. Sabe-se que atualmente há um volume muito grande de dados e informações espaciais disponíveis na *web* de forma gratuita, tanto tabulares quanto em formato de imagens vetoriais e matriciais, que podem ser usados em diferentes análises e modelagens.



## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABITANTE, E.; DAVISON DIAS, R.; TRICHÊS, G. Cartografia Geotécnica e Engenharia Rodoviária. In: 3º Simpósio Brasileiro de Engenharia Geotécnica. Anais. Florianópolis SC. Outubro 1998.
- ARANOVICH, L. A. S., (1985), Desempenho de Pavimentos de Baixo Custo no Estado do Paraná, Tese de M.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
- ARONOFF, S. (1989) Geographic information systems: A management perspective. WDL Publications, Ottawa, Canadá.
- ARONOFF, S. (1995) Geographic Information Systems: A Management Perspective. WDL Publications, Ottawa, Canada, 1995.
- BARKSDALE, R. D., HIKCS, R. G., (1973), “Material Characterization and layered theory for use in fatigue analyses”. In: Special Report n.140, HRB, Washington, DC.
- BARROSO, S. H. A. (2002) Estudo dos solos da região metropolitana de Fortaleza para aplicação na Engenharia Rodoviária. Tese de Doutorado, EESC-USP, Departamento de Transportes, EESC/USP.
- BASTOS, G. Estruturação de Banco de Dados a partir do Mapeamento Geotécnico Aplicado à Região de Ribeirão Preto (SP). Tese de Doutorado. Escola de Engenharia de São Carlos, USP, São Carlos, 2005.
- BEALE, M. H.; HAGAN, M. T., DEMUTH H. B (2010), Neural Network Toolbox™ 7 - User's Guide.
- BOCANEGRA, C. W. R. (2002) Procedimentos para tornar mais efetivo o uso de Redes Neurais Artificiais em planejamento de transportes. Dissertação de Mestrado. USP-São Carlos, Departamento de Engenharia de Transportes. São Carlos-SP.
- BOCKHEIM, J.G., GENNADIYEV, A.N., HAMMER R.D., TANDARICH J.P., (2005). The Historical development of key concepts in Pedology. Geoderma 124, 23–36.
- BOULAINÉ, J. (1975), Géographie des soils. Paris, Presses Universités de France.
- BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. P. L. F.; LUDERMIR, T. B. (2000) Redes Neurais Artificiais: teoria e aplicações. Editora LTC, Rio de Janeiro, RJ, 2000.
- BURROUGH, P. A. (1986) Principles of geographical information systems for land resources assessment. Oxford, Clarendon Press, 193p.
- BURROUGH, P. A., MCDONNELL, R. A. (1998) Principles of Geographical Information Systems. Oxford, Clarendon Press, 2a edição, 311p, 1998.
- CAL, Y, (1995). Soil classification by neural network. Advances in Engineering Software 22 (1995) 91-95.

- CÂMARA, G.; MEDEIROS, C. B.; CASA NOVA, M. A.; HEMERLY, A.; MAGALHÃES, G. (1996) Anatomia de sistemas de informação geográfica. Escola de Computação, SBC.
- CÂMARA, G., QUEIROZ, G. (2006). Banco de Dados Geográficos – Introdução aos Sistemas de Bancos de Dados – Parte I. Página Web: <http://www.dpi.inpe.br/livros/bdados/capitulos.html>>. Acesso em: Novembro de 2012.
- CARNEIRO, P.J.R. (1999), Mapeamento Geotécnico e Caracterização dos Materiais Naturais de Construção do Distrito Federal: Uma Base de Dados para o Planejamento e Gestão. Tese de Doutorado, Publicação G.TD-001A/99, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 209 p.
- CARVALHO, M.S.; DE PINA, M.F.; SANTOS, S. M. dos, (2000), Conceitos Básicos de Informação Geográfica Aplicados à saúde. Rede Interagencial de Informações para a Saúde (RIPSA). Brasília, Brasil, 122p, 2000.
- CATEN, A. ten; DALMOLIN, R.S.D.; PEDRON, F. de A.; MENDONCA-SANTOS, M. de L. Regressões logísticas múltiplas: fatores que influenciam sua aplicação na predição de classes de solos. Revista Brasileira de Ciência do Solo, v.35, p.53-62, 2011b.
- CHAVES, F.J. (2000), Caracterização Geotécnica de Solos da Formação Barreiras da Região Metropolitana de Fortaleza para Aplicação em Obras Rodoviárias. Dissertação de Mestrado, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil. COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
- DA SILVA, C. A. U. (2003) Um método para estimar observáveis GPS usando Redes Neurais Artificiais. Tese de Doutorado, EESC-USP, Departamento de Transportes, São Carlos, SP.
- DANIELS, R.B., HAMMER, R.D., (1992), Soil Geomorphology. Wiley, NY.
- DAVISON DIAS, R., (1987), Aplicação de Pedologia e Geotecnia no Projeto de Fundações de Linhas de Transmissão. Tese (Doutorado em Engenharia). COPPE/UFRJ. Rio de Janeiro/RJ, 1987.
- DAVISON DIAS, R. Metodologia de Estudo do Comportamento Geotécnico dos Solos do Rio Grande do Sul, Visando a Cartografia. In. Colóquio de solos Tropicais e Subtropicais e suas aplicações em Engenharia Civil. Anais. Porto Alegre, p 228-247, 1989.
- DAVISON DIAS, R. Geomecânica dos Solos Lateríticos do Sul do Brasil. II COLÓQUIO DE SOLOS TROPICAIS E SUBTROPICAIS E SUAS APLICAÇÕES EM ENGENHARIA CIVIL Anais... Porto Alegre, CPGEC/UFRGS, Novembro, p 96-120, 1989.
- DAVISON DIAS, R., (1995), Proposta de metodologia de definição de carta geotécnica básica em regiões tropicais e subtropicais. Artigo obtido na Revista IG, v. especial, São Paulo, SP, 1995.
- DAVISON DIAS, R. Mapeamento Geotécnico da Região Metropolitana de Porto Alegre. In Simpósio Brasileiro de Cartografia Geotécnica. In. 2º Encontro regional de Geotecnia e Meio Ambiente. Anais. São Carlos SP. p 71-78, 1996.

- DEBELLA-GILO M.; ETZELMÜLLER B., (2009), Spatial prediction of soil classes using digital terrain analysis and multinomial logistic regression modeling integrated in GIS: Examples from Vestfold County, Norway, *Catena*, v. 77, p. 8-18, 2009.
- DIAS, L. S. O. (2006) Identificação de áreas suscetíveis a deslizamento de informações geográficas. Dissertação de Mestrado, UFBA, Departamento de Engenharia Ambiental Urbana, Salvador, BA.
- DNIT (2006), Manual De Pavimentação, 2006.
- DOKUCHAEV, V.V., 1879a. Mapping the Russian Soils (in Russian). Imperial Univ. of St. Petersburg, St. Petersburg, Russia.
- FERNANDES, F. A. N., LONA, L. M. F. (2005) Neural network applications in polymerization processes. *Brazilian Journal of Chemical Engineering*. Brasil.
- FERREIRA, J. G. H. M. (2008) Tratamento de Dados Geotécnicos Para Predição de Módulos de Resiliência de Solos e Britas Utilizando Ferramentas de Data Mining [Rio de Janeiro] 2008. XVI, 264p. 29,7cm (COPPE/UFRJ, D.Sc., Engenharia Civil, 2008). Tese - Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE.
- FORTES, L. R. G. M. (1998) Processo de modelagem de dados em sistema de informação geográfica. Dissertação de Mestrado, Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 211p.
- GUNAYDIN O., GOKOGLU A.; FENER M., (2010), Prediction of artificial soil's unconfined compression strength test using statistical analyses and artificial neural networks, *Advances in Engineering Software*, v. 41, p. 1115-1123, 2010.
- HAYKIN (2001) *Neural Networks, A Comprehensive Foundation*. Second Edition, Pearson Education, McMaster University, Hamilton, Ontario, Canada.
- HICKS, R. G., (1970), Factors Influencing the Resilient Properties of Granular Materials. Tese de PhD, Universidade da Califórnia, Berkeley.
- HOSMER, D. W. e LEMESHOW, S. (2000). *Applied Logistic Regression*. Inglaterra: John Wiley e Sons Ltda., p. 1-28.
- <http://www.ipece.ce.gov.br/noticias/85-mais-industrias-no-cipp> - Acessado em novembro de 2012.
- IBGE (2010) Censo Populacional 2010. Rio de Janeiro, RJ.
- JALES, A. W. L. (2009) Estimção de volumes de tráfego com base na morfologia urbana. Estudo de caso: cidade de Fortaleza-CE. Dissertação de Mestrado, UFC, Departamento de Engenharia de Transportes, Fortaleza, CE, 2009.
- JENNY, H., (1941), *Factors of Soil Formation*. McGraw-Hill, NY.

- JOHARI A.; JAVADI A. A.; HABIBAGAH G., (2011), Modelling the mechanical behaviour of unsaturated soils using a genetic algorithm-based neural network, *Computers and Geotechnics*, v 38, p. 2-13, 2011.
- JUANG, C. H., LU, P. C., CHEN, C. J. (2002), Predicting Geotechnical Parameters of Sands from CPT Measurements Using Neural Networks. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 17 (2002) 31–42.
- KEMPEN B.; BRUS D. J., HEUVELINK G. B.M., STOOORVOGEL J. J., (2009), Updating the 1:50,000 Dutch soil map using legacy soil data: A multinomial logistic regression approach. *Geoderma*, Amsterdam, v 151, p. 311-326, 2009.
- MACÊDO, J. A. G., (1996), Interpretação de Ensaio Deflectométricos Para Avaliação Estrutural de Pavimentos Flexíveis – A Experiência com FWD no Brasil, Tese de D.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
- MCBRATNEY, A. B.; MENDONCA SANTOS, M. L.; MINASNY, B., (2003), On digital soil mapping. *Geoderma*, Amsterdam, v. 117, n. 1-2, p. 3-52, 2003.
- MIRANDA, T. C. (2008) Mapeamento das Unidades Geotécnicas e Desenvolvimento de um Sistema de Informações Geográficas para Área de Abrangência da Rodovia BR-101/RS. Dissertação de Mestrado, UFRS, Departamento de Engenharia Civil, Porto Alegre, RS, 2008.
- NOGAMI, J. S. V., VILLIBOR, D. F., (1995), Pavimentação de baixo custo com solos lateríticos. Editora Vilibor, São Paulo, SP, 1995.
- PACKTER, L. (2005) Neurociência – Elementos de Neurofisiologia, Farmacologia e Psiquiatria, 2009.
- PINTO, C. DE S., (2002), Curso Básico de Mecânica dos Solos – 3ª Edição. São Paulo, Oficina de Textos, 2002.
- RIBEIRO, A. J. A., SILVA, C. A. U., BARROSO, S. H. A., VALE, L. I., (2011), Proposta metodológica para obtenção de um banco de dados georeferenciado a partir de dados geotécnicos obtidos em as built e projetos rodoviários. In: XXV ANPET Associação Nacional de Pesquisa e Ensino em Transportes, 2011, Belo Horizonte - MG. Anais do XXV ANPET, 2011. v. 1. p. 1259-1270.
- RIBEIRO, A. J. A., SILVA, C. A. U., BARROSO, S. H. A., (2012), Implantação de um Banco de Dados Geotécnicos Georreferenciado para Região Metropolitana de Fortaleza a Partir de Dados Oriundos de Projetos Rodoviários. In: Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica - COBRAMSEG, 2012, Porto de Galinhas - PE. COBRAMSEG, 2012.
- RIBEIRO, A. J. A., SILVA, C. A. U., BARROSO, S. H. A., (2012), Proposition of a Geotechnical Mapping Based on Artificial Neural Networks for the Town of Caucaia, Ceará, Brazil for Paving Purposes. *IJET: International Journal of Engineering & Technology*, v. 12, p. 65-74, 2012.

- SCHAETZL R. J., ANDERSON S., (2005), *Soils: Genesis and Geomorphology*. Cambridge University Press, New York.
- SCULL, P., FRANKLIN, J., CHADWICK, O.A., MCARTHUR, D. (2003), Predictive soil mapping a review. *Progress in Physical Geography*, v. 27, p. 171-197, 2003.
- SHAHIN, M. A., JAKSA, M. B., MAIER, H. R. (2001), *Artificial Neural Network Applications in Geotechnical Engineering*. Australian Geomechanics – March 2001.
- SOIL SURVEY STAFF, (1960), *Soil Classification, A Comprehensive System, 7th Approximation*. Soil Conserv. Serv., U.S. Dept. Agric. U.S. Govt. Printing Office, Washington, DC. 265 pp.
- SOIL SURVEY STAFF, (1975), *Soil Taxonomy, A Basic System of Soil Classification for Making and Interpreting Soil Surveys*. Soil Conserv. Serv., U.S. Dept. Agric. Handbook, vol. 436. U.S. Govt. Printing Office, Washington, DC. 754 pp.
- SOIL SURVEY STAFF, (1999), *Soil Taxonomy: A Basic System of Soil Classification for Making and Interpreting Soil Surveys, 2nd edn*. Agric. Handbook, vol. 436. U.S. Govt. Print. Office, Washington, DC.
- SOUZA, M. L. (1979), *Método de projeto de pavimentos flexíveis*. 2. ed. Rio de Janeiro: DNER, 1979.
- SVENSON, M., (1980), *Ensaio Triaxiais Dinâmicos de Solos Argilosos*, Tese de M.Sc. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, 1980.
- TASKIRAN, T. (2010), Prediction of California bearing ratio (CBR) of fine grained soils by AI methods. *Advances in Engineering Software* 41 (2010) 886–892.
- TOMLIN, D. (1990), *Geographic information systems and Cartographic Modeling*. Prentice Hall, New York.
- VALENTE, A. L. S., (1999), *Banco de Dados por Meio de Geoprocessamento para a Elaboração de Mapas Geotécnicos, Análise do Meio Físico e suas Interações com a Mancha Urbana de Porto Alegre*. 1999. Tese (Doutorado em Engenharia) – Escola de Engenharia, Programa de Pós- Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1999.
- VIANA, H. M. F., (2007), *Estudo do comportamento resiliente dos solos tropicais grossos do interior do Estado de São Paulo*. São Carlos, 2006. Tese (Doutorado – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Transportes e Áreas de Concentração em Infra-Estrutura de Transportes) – EESC da Universidade de São Paulo, 2006.
- VIEIRA, L. S., (1975), *Manual da Ciência do Solo*. São Paulo. Editora Agronômica Ceres Ltda. 464P. 1975.
- VIEIRA, L.S, VIEIRA, M. N. F., (1983), *Manual de morfologia e classificação de solos*. São Paulo, Ed. Agron. Ceres.

- YANG, Y., ROSENBAUM, M. S., (2002), The artificial neural network as a tool for assessing geotechnical properties. *Geotechnical and Geological Engineering* 20 (2002) 149-168.
- YILDIRIM, B., GUNAYDIN. O., (2011), Estimation of California bearing ratio by using soft computing systems. *Expert Systems with Applications* 38 (2011) 6381–6391.
- ZAMPIERE, F. L. L., (2006), Modelo estimativo de movimento de pedestres baseado em sintaxe espacial, medidas de desempenho e redes neurais artificiais. Dissertação de Mestrado, UFRS, Porto Alegre, RS - 2006.
- ZEGHAL, M., KHOGALI, W., (2005), Predicting the resilient modulus of unbound granular materials by neural networks. National Research Council Canada (NRCC-47704). BCRA 2005, Trondheim, Norway, June 27-29, 2005, pp. 1-9.
- ZUQUETTE L. V., (1981), Mapeamento geotécnico preliminar na região de São Carlos. Dissertação de Mestrado, Departamento de Geotecnia. Departamento de Geotecnia, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 1981.
- ZUQUETTE, L. V., (1987), [b] Análise crítica da cartografia geotécnica e proposição metodológica para condições brasileiras. Tese de Doutorado, EESC/USP, São Carlos, SP, 637p.
- ZUQUETTE, L. V., GANDOLFI. N, (2004), *Cartografia Geotécnica*. Editora: Oficina de textos. v. 1. 500 p, 2004.