UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO

CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil

Nº 112

P

P

E

C

TESE DE DOUTORADO

AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DA ÁGUA BRUTA SUPERFICIAL DAS BARRAGENS DE BITA E UTINGA DE SUAPE APLICANDO ESTATÍSTICA E SISTEMAS INTELIGENTES

Ana Maria Ribeiro Bastos da Silva

Orientadores: Prof. Dr. ***Edmilson Santos de Lima***
Profa. Dra. ***Valdinete Lins da Silva***
Prof. Dr. ***Frede de Oliveira Carvalho***

PPEC - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil
Cidade Universitária- Recife – PE
CEP. 50640-901
Telefax: 0-55-81- 2126-8977

Recife
2015.

ANA MARIA RIBEIRO BASTOS DA SILVA

AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DA ÁGUA BRUTA SUPERFICIAL DAS BARRAGENS DE BITA E UTINGA DE SUAPE APLICANDO ESTATÍSTICA E SISTEMAS INTELIGENTES

Recife
2015.

ANA MARIA RIBEIRO BASTOS DA SILVA

AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DA ÁGUA BRUTA SUPERFICIAL DAS BARRAGENS DE BITA E UTINGA DE SUAPE APLICANDO ESTATÍSTICA E SISTEMAS INTELIGENTES

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial à obtenção do título de Doutora em Engenharia Civil.

Área de concentração: Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos.

Orientadores: Prof. Dr. ***Edmilson Santos de Lima***
Profa. Dra. ***Valdinete Lins da Silva***
Prof. Dr. ***Frede de Oliveira Carvalho***

Recife
2015.

Catalogação na fonte
Bibliotecária: Rosineide Mesquita Gonçalves Luz / CRB4-1361 (BCTG)

S586a Silva, Ana Maria Ribeiro Bastos da.
Avaliação da qualidade da água bruta superficial das barragens de Bita e Utinga de Suape aplicando estatística e sistemas inteligentes / Ana Maria Ribeiro Bastos da Silva. – Recife: O Autor, 2015.
278fol. il., figs., gráfs., tabs.

Orientadores: Prof. Dr. Edmilson Santos de Lima.
Profa. Dra. Valdinete Lins da Silva
Prof. Dr. Frede de Oliveira Carvalho.
Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG.
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, 2015.
Inclui Referências, Apêndices e Anexo.

1. Engenharia Civil. 2. Bacias Hidrográficas de Suape. 3. Qualidade da água bruta. 4. ACP. 5. RNA. 6. Lógica Fuzzy. 7. Sistema Neurofuzzy. I. Lima, Edmilson Santos de (Orientador). II. Silva, Valdinete Lins da (Orientadora). III. Carvalho, Frede de Oliveira (Orientador). IV. Título.

624 CDD (22.ed) UFPE/BCTG-2016/ 24

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

A comissão examinadora da Defesa de Tese de Doutorado

AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DA ÁGUA BRUTA SUPERFICIAL DAS BARRAGENS DE BITA E UTINGA DE SUAPE APLICANDO ESTATÍSTICA E SISTEMAS INTELIGENTES

Defendida por

Ana Maria Ribeiro Bastos da Silva

Considera a candidata APROVADA

Recife, 30 de janeiro de 2015.

Orientadores:

_____
Prof. Dr. Edmilson Santos de Lima – UFPE
(orientador interno)

_____
Prof.ª Dr.ª Valdinete Lins da Silva – UFPE
(orientadora externa)

_____
Prof. Dr. Frede de Oliveira Carvalho – UFAL
(co-orientador)

Banca Examinadora:

_____
Prof. Dr. Edmilson Santos de Lima – UFPE
(orientador)

_____
Prof.ª Dr.ª Helenice Leite Garcia - UFS
(examinadora externa)

_____
Prof. Dr. Gilson Lima da Silva - UFPE
(examinador externo)

_____
Prof. Dr. Marcus Metri Correa – UFRPE
(examinador externo)

_____
Prof. Dr. Alex Souza Moraes – UFRPE
(examinador externo)

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, a Deus, o grande engenheiro do universo, pela fé que sempre me concedeu, força de vontade, inteligência e saúde necessária para a conclusão deste trabalho.

Aos meus pais, Isaias Bastos da Silva e Adeilda Ribeiro da Silva, pelo esforço e dedicação na formação pessoal e profissional das filhas.

Ao meu filho, Isaias Bastos de Souza, pelo amor e eterna inspiração.

Ao meu esposo, Laércio Queiroz, pelo amor, compreensão, desprendimento, cooperação, apoio e incentivo em todos os momentos dessa trajetória.

Às minhas irmãs, Maria Luiza Ribeiro B. da Silva, pela leitura criteriosa da tese que me sinalizou aspectos metodológicos, Cybele Ribeiro B. da Silva e Taciana Ribeiro B. da Silva, pela amizade, carinho, apoio e estímulo em todos os momentos.

Aos meus sobrinhos Louise Bastos da Silva, Luana Bastos da Silva e Pedro Henrique Bastos da Silva pelo carinho e os bons momentos.

Aos professores orientadores Edmilson Santos de Lima, Frede de Carvalho de Oliveira e Valdinete Lins da Silva pela confiança, apoio, dedicação, incentivo, paciência, competência profissional e orientações durante a realização deste trabalho. A esta por me aceitar como orientanda, sugerir a utilização do projeto e permitir o uso dos recursos deste para realização das pesquisas do doutorado.

À Coordenação do Doutorado em Engenharia Civil da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE) pela oportunidade de desenvolver este trabalho.

A todos os professores que fazem o Curso de Doutorado em Engenharia Civil da UFPE pela contribuição profissional a minha formação no decorrer do curso, em especial aos professores: Paulo Tadeu Ribeiro de Gusmão, Ricardo Braga e Suzana Maria Gico Lima Montenegro.

Aos dedicados funcionários deste departamento: Ronaldo Melo Fonseca, técnico do Laboratório de Saneamento Ambiental, e Andrea Negromonte, secretária do curso de Pós-graduação em Engenharia Civil da UFPE, que sempre tiveram palavras de amizade e incentivo em todos os momentos do curso.

Aos amigos do Doutorado, em especial a Marília Regina Costa Castro Lyra e Zorayde Lourenço de Oliveira pelo companheirismo, por terem compartilhado dúvidas, soluções e alegria durante toda nossa convivência.

Ao prof. Nelson Medeiros de Lima Filho, chefe do Departamento de Engenharia Química, por conceder a permuta de horário das minhas atividades funcionais no transcorrer do curso de Doutorado.

Aos queridos amigos do Departamento de Engenharia Química, Terezinha Cavalcanti Alvim de Miranda, Marilda Nascimento Carvalho, Valéria Maria da Silva, Antonio Albino da Silva Junior, Cristiane Marcelina de Moraes, Marcia Fernanda Alves da Rocha pela troca de experiências e as boas amizades firmadas ao longo desses anos.

A todos os amigos, em especial a Ercília Anunciada Barros, Lea Elias Mendes Carneiro Zaidan, Andrea Pacheco Ferreira e Luciana Pimentel Marques, e aos alunos Diego Philipe dos Santos Barbosa**,** Pedro Henrique Tavares de França e Pedro Henrique Pessoa, do Laboratório de Engenharia Ambiental e da Qualidade, pela amizade e colaboração em todos os momentos.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) do Brasil e ao Petróleo Brasileiro S.A. (PETROBRAS) pelo apoio financeiro durante este trabalho.

À Companhia Pernambucana de Saneamento (COMPESA) e à Companhia Pernambucana do Meio Ambiente (CPRH), pela permissão e assistência prestada para a obtenção das amostras de água nas barragens de Bita e Utinga utilizadas nesta pesquisa.

Aos profs Marcus Metri Correa do departamento de Tecnologia Rural da Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), Moacyr Cunha de Araujo Filho do departamento de Oceonografia da UFPE e a Mayelbe Brandão Barbosa do setor de coleta de amostras da CPRH pelo apoio na realização das coletas.

Ao Governo do Estado Pernambuco, em especial à Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC) e à COMPESA pela disponibilização dos dados secundários utilizados no desenvolvimento desta tese.

Aos membros da banca examinadora, Prof.ª Helenice Leite Garcia, Prof. Gilson Lima da Silva, Prof. Marcus Metri Correa, Prof. Alex Souza Moraes pela disponibilidade em participar da banca oferecendo contribuições relevantes.

À bibliotecária Rosineide Mesquita Gonçalves Luz, pela confecção da ficha catalográfica da publicação.

Sou fraternamente e eternamente grata a todos que de forma direta ou indireta colaboram para elaboração deste estudo.

És Água Viva

Autor: **Padre Zezinho**

Eu te peço desta água que tu tens
És água viva meu Senhor
Tenho sede, tenho fome de amor
E acredito desta fonte de onde vens
Vens de Deus, estás em Deus, também és Deus e Deus contigo faz um só
Eu, porém, que vim da Terra e volto ao pó quero viver eternamente ao lado Teu
És água viva, És vida nova e todo dia me batizas outras vez
Me fazes renascer, me fazes reviver e quero água desta fonte de onde vens

SILVA, Ana Maria Ribeiro Bastos da. **Avaliação da Qualidade da Água Bruta Superficial das Barragens de Bita e Utinga de Suape aplicando Estatística e Sistemas Inteligentes.** 2015. 278 f. Orientadores: Edmilson Santos de Lima, Valdinete Lins da Silva e Frede de Oliveira Carvalho. Tese (Doutorado). Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2015.

RESUMO

A aplicação de técnicas de Análises de Componentes Principais (ACP), Redes Neurais Artificiais (RNA), Lógica Fuzzy e Sistema Neurofuzzy para investigar as alterações da característica da água das barragens de Utinga e do Bita que abastecem de água bruta a ETA Suape é de fundamental importância em função do grande número de variáveis utilizadas para definir a qualidade. Neste trabalho, foram realizadas 10 coletas de água em cada área, no período de novembro de 2007 a agosto de 2012, totalizando 120 amostras. Ainda que o conjunto de dados experimentais obtidos seja reduzido, houve múltiplos esforços em demanda da aquisição de informações da qualidade da água junto aos órgãos oficiais de monitoramento ambiental. Os resultados mostraram uma tendência à degradação da propriedade da água das barragens em decorrência da presença de microrganismos, sais e nutrientes, responsáveis pelo processo de eutrofização, o que se configurou pela maior concentração de fósforo total, *Coliformes termotolerantes,* e diminuição de pH e OD, provavelmente devido à ocorrência de descarte de efluentes da agroindústria canavieira, industrial e doméstico. A ACP caracterizou mais 76% das amostras permitindo visualizar a existência de mudanças sazonais e uma pequena variação espacial d`água nas barragens. A condição da água das duas barragens foi modelada satisfatoriamente, razoável precisão e confiabilidade com os modelos estatístico e computacionais, para uma quantidade de parâmetros e dados ambientais, que embora limitados foram suficientes para realização deste trabalho. Ainda assim, fica evidente a eficiência e sucesso da utilização do Sistema Neurofuzzy (coeficiente de regressão de 0,608 a 0,925) que combina as vantagens das Redes Neurais e da Lógica Fuzzy em modelar o conjunto de dados da qualidade da água das barragens de Utinga e Bita.

Palavras-chaves: Bacias Hidrográficas de Suape. Qualidade da água bruta. ACP. RNA. Lógica Fuzzy. Sistema Neurofuzzy.

SILVA, Ana Maria Ribeiro Bastos da. **Evaluation of surface raw water quality of Bita and Utinga Dams of Suape by applying Statistics and Intelligent Systems.** 2015. 278 f. Advisor: Edmilson Santos de Lima. Co-advisors: Valdinete Lins da Silva and Frede de Oliveira Carvalho. Doctoral Thesis. Civil Engineering Post Graduate Program, Pernambuco Federal University, Recife, 2015.

ABSTRACT

The application of techniques such as the Principal Components Analysis (PCAs), Artificial Neural Networks (ANNs), Fuzzy Logic and Neuro-fuzzy Systems for investigating the changes in the water quality characteristics in the Utinga and Bita dams, which supplies raw water to the Suape Wastewater Treatment Plant (WWP), is of great importance due to the high number of variables used to define water quality. In this work were collected 10 water samples used to define water quality, in a period ranging from November 2007 to August 2012, with a total of 120 samples. Although the experimental dataset was limited, there were multiple efforts in gathering information from the Environmental Control Agencies. The results showed a tendency of degradation of the water properties in the dams studied due to the presence of microorganisms, salts and nutrients, responsible for the eutrophication process; result of the higher concentration of total phosphorus, *Thermotolerant Coliforms* and decrease in pH and DO, probably from the discharge of the sugarcane agroindustry and domestic waste. The PCAs characterised more than 76% of the samples collected, and consequently observing the existence of seasonal changes and small spatial variation of water levels in the dams. The water quality conditions in both dams were satisfactorily modelled, obtaining a reasonable precision and statistical and computational reliability for a certain amount of parameters and environmental data that, even though considered limited, were enough to run this trial. Nonetheless, it becomes evident the efficiency and success in using the Neuro-Fuzzy System (regression coefficient of 0.608 to 0.925), which combines the advantages of both the Neural Networks and Fuzzy Logic in modelling the water quality dataset in the Utinga and Bita dams.

Keywords: Suape River Basin. Raw Water Quality. PCAs. ANN_S. Fuzzy Logic. Neuro-fuzzy System.

.

LISTA DE TABELAS (Continua)

Tabela 1 -	Limites dos padrões dos parâmetros monitorados segundo a Resolução CONAMA N°357/05 para águas doces.....	39
Tabela 2 -	Parâmetros de Qualidade da Água do IQA e respectivo peso.....	41
Tabela 3 -	Classificação em faixas do IQA.....	43
Tabela 4 -	Classes do IQA-IGAM e significado.....	46
Tabela 5 -	Resultados do monitoramento da qualidade das águas das barragens de Utinga e Bita e rio Ipojuca na forma de indicadores da CPRH.....	47
Tabela 6 -	Classificação do IQA nos estados brasileiros.....	48
Tabela 7 -	Descrição e Coordenada Geográfica dos pontos de coleta localizados na bacia hidrográfica de Utinga.....	102
Tabela 8 -	Descrição e Coordenada Geográfica dos pontos de coleta localizados na bacia hidrográfica de Bita.....	103
Tabela 9 -	Descrição e Coordenada Geográfica do ponto IP-90 da rede de monitoramento da Bacia do Rio Ipojuca da CPRH.....	104
Tabela 10 -	Concentração de Clorofila a nos pontos de amostragens nas barragens de Utinga e Bita durante o mês novembro de 2007.....	120
Tabela 11 -	Matriz dos pesos da C*lorofila a* e as 27 variáveis nas quatro CPs selecionadas nas barragens de Utinga e Bita.....	121
Tabela 12 -	Os principais gêneros Cianobactérias observados nas barragens de Utinga e Bita no período de estiagem (fev./08).....	126
Tabela 13 -	Matriz dos pesos das C*ianobactérias* e as 25 variáveis nas quatro CPs selecionadas nas barragens de Utinga e Bita.....	127
Tabela 14 -	Matriz dos pesos das 26 variáveis nas oito CPs selecionadas na barragem de Utinga.....	132
Tabela 15 -	Matriz dos pesos das 26 variáveis nas sete CPs selecionadas na barragem do Bita.....	139
Tabela 16 -	Matriz dos pesos das 24 variáveis nas três CPs selecionadas do rio Ipojuca.....	146
Tabela 17 -	Características das RNAs construídas para classificar a qualidade da água com nove variáveis de entrada e cinco saídas.....	153
Tabela 18 -	Resultado da matriz de confusão para avaliação da qualidade da água das amostras globais da RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44).....	156
Tabela 19 -	Resultado da matriz de confusão da qualidade da água das amostras de teste para RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44).....	156
Tabela 20 -	Características das RNA construídas para classificar a qualidade da água com 14 (quatorze) variáveis de entrada e cinco saídas.....	159
Tabela 21 -	Resultado da matriz de confusão da RNA MLP 14-6-5 para avaliação da qualidade da água das amostras globais.....	162
Tabela 22 -	Resultado da matriz de confusão da RNA MLP 14-6-5 para avaliação da qualidade da água das amostras de teste.....	162
Tabela 23 -	Características das RNA construídas para classificar a qualidade da água com 18 (dezoito) variáveis de entrada e cinco saídas.....	166
Tabela 24 -	Resultado da matriz de confusão da qualidade da água das amostras de globais para RNA MLP 18-19-5 **(**BFGS 40).....	168
Tabela 25 -	Resultado da matriz de confusão da Qualidade da Água das Amostras de teste para RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40).....	169
Tabela 26 -	Características das RNAs construídas para avaliar a qualidade da água com 8 (oito) variáveis de entrada e cinco saídas.....	172
Tabela 27 -	Resultado da matriz de confusão da qualidade da água das amostras de globais para RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53).....	174
Tabela 28 -	Resultado da matriz de confusão da qualidade da água das amostras de teste para RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53).....	175
Tabela 29 -	Medidas de desempenho das RNAs MLP e RBF testeadas para os mananciais de Utinga de Baixo, Tabatinga e Ipojuca.....	177
Tabela 30 -	Comparação entre os resultados IQA-CPRH x QA_{Fuzzy} das amostras de água da barragem de Utinga e Bita dos anos de 2005, 2008 e 2012.....	184

LISTA DE TABELAS (Continuação)

Tabela 31 - Comparação das medidas dos desempenhos das redes dos sistemas neurofuzzy para classificação da qualidade da água barragens de Utinga e Bita..... 192

APÊNDICES

Tabela A1 - Estatística descritiva dos dados da estação MA-02 (UT1S) no Rio Utinga de baixo (CPRH/APAC) – PE dos anos de 2005 a 2013..... 210

Tabela A2 - Estatística descritiva dos dados da captação d`água bruta (UT1S) no Rio Utinga de baixo (COMPESA) – PE dos anos de 2005 a 2013..... 211

Tabela A3 - Estatística descritiva dos dados da Bacia hidrográfica do rio Utinga de baixo (LEAQ/UFPE) – PE dos anos de 2007 a 2012..... 212

Tabela A4 - Estatística descritiva dos dados da estação MA-06 (BT1S) no Rio Tabatinga (CPRH/APAC) – PE dos anos de 2005 a 2013..... 213

Tabela A5 - Estatística descritiva dos dados da captação d`água bruta (BT1S) no Rio Tabatinga (COMPESA) – PE dos anos de 2005 a 2013..... 214

Tabela A6 - Estatística descritiva dos dados da Bacia hidrográfica do rio Tabatinga (LEAQ/UFPE) – PE dos anos de 2007 a 2012..... 215

Tabela A7 - Estatística descritiva dos dados da estação IP-90 no Rio Ipojuca (CPRH/APAC) – PE dos anos de 2005 a 2013..... 216

Tabela A8 - Estatística descritiva dos dados do rio Ipojuca (LEAQ/UFPE) – PE dos anos de 2007 a 2012..... 217

Tabela A9 - Estatística descritiva dos vinte e seis parâmetros dos dados das Bacias hidrográficas dos rios Utinga de Baixo e Tabatinga (LEAQ/UFPE) – PE do mês de novembro de 2007 (primeira coleta)..... 218

Tabela A10 - Estatística descritiva dos trinta e quatro parâmetros dos dados das Bacias hidrográficas dos rios Utinga de Baixo e Tabatinga (LEAQ/UFPE) – PE do mês de fevereiro de 2008 (segunda coleta)..... 219

Tabela A11 - Estatística descritiva dos nove parâmetros dos dados do monitoramento dos rios Utinga de Baixo, Tabatinga e Ipojuca (LEAQ/UFPE e CPRH) – PE dos anos de 2005 a 2013..... 220

Tabela A12 - Estatística descritiva dos oito parâmetros dos dados do monitoramento dos rios Utinga de Baixo e Tabatinga (LEAQ/UFPE, CPRH e COMPESA) – PE dos anos de 2005 a 2013..... 220

Tabela C1 - Planilha dos Resultados da Comparação das previsões e Cargas das amostras de água das barragens de Utinga e Bita, e rio Ipojuca na Componente Principal 1 segundo 9 parâmetros ambientais com os dados do LEAQ/UFPE e CPRH dos anos de 2005 a 2013..... 237

Tabela C2 - Planilha dos Resultados da Comparação das previsões e das Cargas das amostras de água das barragens de Utinga e Bita na Componente Principal 1 segundo 8 parâmetros ambientais com os dados do LEAQ/UFPE, CPRH e COMPESA dos anos de 2005 a 2013..... 243

Tabela E1 - Estatística descritiva das nove variáveis de qualidade de água utilizadas na entrada da RNA..... 250

Tabela E2 - Estatística descritiva das quatorze variáveis de qualidade de água utilizadas na entrada da RNA..... 251

Tabela E3 - Estatística descritiva das dezoito variáveis de qualidade de água utilizados na RNA..... 252

Tabela E4 - Estatística descritiva das oito variáveis de qualidade de água utilizadas na entrada da RNA..... 253

Tabela F1 - Resultados das arquiteturas das RNAs MLP e RBF segundo 9 parâmetros de entrada com os dados das barragens de Utinga e Bita, e rio Ipojuca do LEAQ e CPRH..... 254

Tabela F2 - Resultados das melhores arquiteturas das RNAs MLP e RBF segundo 14 parâmetros de entrada com os dados das barragens de Utinga e Bita do LEAQ e CPRH..... 254

Tabela F3 - Resultados das melhores arquiteturas das RNAs MLP e RBF segundo 18 parâmetros de entrada com os dados das barragens de Utinga e Bita do LEAQ e COMPESA..... 255

LISTA DE TABELAS (Conclusão)

Tabela F4 -	Resultados das arquiteturas das RNAs MLP e RBF segundo 8 parâmetros de entrada com os dados das barragens de Utinga e Bita do LEAQ, CPRH e COMPESA.....	255
Tabela G1 -	Matriz dos pesos das conexões da RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44).....	256
Tabela G2 -	Matriz dos pesos das conexões da RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42).....	257
Tabela G3 -	Matriz dos pesos das conexões da RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40).....	258
Tabela G4 -	Matriz dos pesos das conexões da RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53).....	260
Tabela H1 -	Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo.....	261
Tabela H2 -	Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo.....	267
Tabela H3 -	Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo.....	269
Tabela H4 -	Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo.....	273
ANEXOS		
Tabela A1 -	Ficha técnica da Barragem de Utinga.....	276
Tabela A2 -	Ficha técnica da Barragem do Bita.....	277
Tabela A3 -	Características da Barragem de Utinga.....	278
Tabela A4 -	Características da Barragem do Bita.....	278

LISTA DE ILUSTRAÇÕES (Continua)

Quadro 1 - Classificação dos corpos de águas doces e tratamento requerido segundo CONAMA 357/05..... 37
Quadro 2 - Avaliação da qualidade da água com base nos usos preponderantes, de modo a atender ao uso mais restritivo estabelecido no grupo..... 38
Figura 1 - Curvas médias de variação dos parâmetros de qualidade das águas para o cálculo do IQA-CETESB..... 42
Figura 2 - Interpretação geométrica da análise de componentes principais –*p*=2. 53
Figura 3 - Scree-plot dos autovalores das componentes principais..... 55
Figura 4 - Dispersão das correlações entre os dois primeiros componentes principais mais importantes e as variáveis originais..... 56
Figura 5 - Dispersão dos escores dos dois componentes principais mis importantes..... 57
Figura 6 - Representação de um (a) neurônio biológico e (b) neurônio matemático..... 63
Figura 7 - Arquitetura de uma rede neural perceptron..... 65
Figura 8 - Arquitetura de um perceptron de múltiplas camadas com duas camadas ocultas..... 66
Figura 9 - Topologia da Redes de Bases Radiais (RBF)..... 72
Quadro 3 - Comparação de uma rede MLP convencional com uma rede RBF típica..... 73
Quadro 4 - As principais tarefas que as RNAs podem executar e alguns exemplos de aplicação..... 76
Figura 10 - Sistema de inferência *fuzzy*..... 77
Figura 11 - Ilustração gráfica das funções de pertinências existentes no Matlab®... 80
Figura 12 - Modelo matemático e gráfico das funções de pertinências (a) trapezoidal e (b) triangular..... 81
Figura 13 - Operação de defuzzificação..... 82
Figura 14 - Agregação e defuzzificação pelo centroide em um sistema com duas regras..... 83
Figura 15 - Agregação em um sistema com duas regras e truncamento versus escalonamento na operação “E”..... 84
Quadro 5 - Comparação entre redes neurais e sistemas fuzzy..... 87
Figura 16 - Arquitetura de um modelo ANFIS com duas entradas e uma saída para o modelo de Sugeno..... 87
Figura 17 - Exemplo de modelo Fuzzy Sugeno de primeira ordem de duas entradas com processamento de seis regras..... 88
Figura 18 - Mapa de localização geográfica das barragens de Utinga e do Bita no Estado de Pernambuco..... 92
Figura 19 - Localização da Bacia Hidrográfica de Utinga, Ipojuca-PE..... 94
Figura 20 - Alterações ambientais observadas próximas da captação da água bruta da barragem de Utinga da COMPESA..... 95
Figura 21 - Localização da Bacia Hidrográfica do Bita, Ipojuca-PE..... 96
Figura 22 - Alterações ambientais observadas próximas da captação da água bruta da barragem de Bita da COMPESA..... 97
Figura 23 - Alterações ambientais próximo da elevatória de captação da água bruta no rio Ipojuca pela COMPESA..... 99
Figura 24 - Localização da Barragem do Engenho Maranhão em Ipojuca..... 100
Figura 25 - Imagem de satélite da bacia hidrográfica do rio Utinga, identificando os pontos de coleta..... 102
Figura 26 - Imagem de satélite da bacia hidrográfica do rio Tabatinga, identificando os pontos de coleta..... 103
Figura 27 - Ponto de coleta (a) próximo da captação da água bruta no rio Ipojuca para reforço na barragem de Bita e (b) IP-90 do monitoramento no rio Ipojuca da CPRH..... 104
Quadro 6 - Indicadores de qualidade de água dos mananciais dos rios Utinga de baixo, Tabatinga e Ipojuca e os respectivos órgãos gestores desses recursos naturais..... 109

LISTA DE ILUSTRAÇÕES (Continuação)

Quadro 7 - Diferentes modelos de redes neurais artificiais desenvolvidos..... 112
Figura 28 - Arquitetura do sistema Neurofuzzy com nove variáveis de entrada e uma saída..... 116
Figura 29 - Fluxograma das estratégias metodológicas adotadas no desenvolvimento do trabalho..... 117
Figura 30 - Pluviometria mensal (mm) em Ipojuca entre janeiro de 2004 e setembro de 2013..... 118
Figura 31 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos da *Clorofila* a e os componentes bióticos e abióticos e (b) escores das amostras da água das barragens de Utinga e Bita nas duas primeiras CPs..... 122
Figura 32 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos da *Clorofila* a e os componentes bióticos e abióticos e (b) escores das amostras da água das barragens de Utinga e Bita na terceira e quarta CPs..... 124
Figura 33- Gráficos das dispersões e projeções *biplot* nas duas primeiras CPs dos (a) pesos das *Cianobactérias* e os componentes bióticos e abióticos e (b) escores das amostras da água das barragens de Utinga e Bita..... 129
Figura 34 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* na terceira e quarta CPs dos (a) pesos das *Cianobactérias* e os componentes bióticos e abióticos e (b) escores das amostras da água das barragens de Utinga e Bita..... 130
Figura 35 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das varáveis e (b) escores das amostras nas duas primeiras CPs para a avaliação da qualidade da água da barragem de Utinga..... 133
Figura 36 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das *variáveis* e (b) escores das amostras na terceira e quarta CPs para a avaliação da qualidade da água da barragem de Utinga..... 135
Figura 37 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das *variáveis* e (b) escores das amostras na quinta e sexta CPs para a avaliação da qualidade da água da barragem de Utinga..... 136
Figura 38 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das *variáveis* e (b) escores das amostras na sétima e oitava CPs para a avaliação da qualidade da água da barragem de Utinga..... 137
Figura 39 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das *variáveis* e (b) escores das amostras nas duas primeiras CPs para a avaliação da qualidade da água da barragem do Bita..... 140
Figura 40 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das *variáveis* e (b) escores das amostras na terceira e quarta CPs para a avaliação da qualidade da água da barragem do Bita..... 142
Figura 41 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das *variáveis* e (b) escores das amostras na quinta e sexta CPs para a avaliação da qualidade da água da barragem do Bita..... 143
Figura 42 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das variáveis e (b) escores das amostras na primeira e sétima CPs para a avaliação da qualidade da água da barragem do Bita..... 144
Figura 43 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das variáveis e (b) escores das amostras nas duas primeiras CPs para a avaliação da qualidade da água do rio Ipojuca..... 146
Figura 44 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das variáveis e (b) escores das amostras na primeira e terceira CPs para a avaliação da qualidade da água do rio Ipojuca..... 148
Figura 45 - Ilustração da arquitetura da RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44) com camada de entrada e suas respectivas variáveis de entrada, camada intermediária e camada de saída..... 154
Figura 46 - Histograma da análise de sensibilidade das variáveis de entrada no modelo RNA MLP 9-11-5 com os dados gerais e de teste para classificação da qualidade da água..... 155

LISTA DE ILUSTRAÇÕES (Continuação)

Figura 47 - Histograma dos valores estimados das amostras nas cinco classes de qualidade de água para os (a) dados gerais e (b) teste, aplicando as redes MLP 9-11-5..... 157
Figura 48 - Histograma para acertos e erros das conexões de saída (a) globais e (b) teste..... 158
Figura 49 - Arquitetura da RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42)..... 160
Figura 50 - Histograma da análise de sensibilidade das variáveis de entrada no modelo RNA MLP 14-6-5 com os dados gerais e de teste para classificação da qualidade da água..... 161
Figura 51 - Histograma dos valores estimados das amostras nas cinco classes de qualidade de água para os (a) dados gerais e (b) teste, aplicando as RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42)..... 163
Figura 52 - Histograma para acertos e erros das conexões de saída (a) globais e (b) teste da RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42)..... 164
Figura 53 - Superfície de resposta do MSE criada pela RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42) treinada para avaliação da qualidade da água das amostras globais..... 164
Figura 54 - Arquitetura da RNA MLP 18-19-5 (BFGS 42)..... 167
Figura 55 - Histograma da análise de sensibilidade das variáveis de entrada no modelo RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40) com os dados gerais e de teste para avaliação da qualidade da água..... 167
Figura 56 - Histograma dos valores estimados das amostras nas cinco classes de qualidade de água para os (a) dados gerais e (b) teste, aplicando as RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40)..... 169
Figura 57 - Histograma para acertos e erros das conexões de saída (a) globais e (b) teste da RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40)..... 170
Figura 58 - Superfície de resposta do MSE criado pela RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40) treinada para avaliação da qualidade da água (a) das amostras gerais e (b) teste..... 171
Figura 59 - Arquitetura da RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53)..... 173
Figura 60 - Histograma da análise de sensibilidade das oito variáveis de entrada no modelo de RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53) com os dados gerais e de teste para avaliação da qualidade da água..... 173
Figura 61 - Histograma dos valores estimados das amostras nas cinco classes de qualidade de água para (a) os dados gerais e (b) teste, aplicando as RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53)..... 176
Figura 62 - Histograma para acerto e erros das conexões de saída (a) globais e (b) teste da RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53)..... 176
Figura 63 - Representação da tela inicial do Matlab, sistema *fuzzy tipo Mandani* e variáveis de entrada e saída..... 178
Figura 64 - Funções de pertinência trapezoidais utilizadas no modelo fuzzy de "Qualidade da Água"..... 179
Figura 65 - Regras utilizadas no desenvolvimento do classificador de qualidade da água..... 182
Figura 66 - Resultado das amostras das barragens de (a) Utinga (jul./2012) e (b) Bita (ago./2005)..... 183
Figura 67 - Arquiteturas das redes dos sistemas neurofuzzy tipo Sugeno com nove variáveis de entrada, uma saída e as especificações utilizadas para construção dos cinco modelos de classificações para qualidade da água..... 185
Figura 68 - Resultado do treinamento do sistema neurofuzzy com os dados de água doce de qualidade ótima (classe 1)..... 187
Figura 69 - Resultado do treinamento do sistema neurofuzzy com os dados de água doce de qualidade boa (classe 2)..... 188

LISTA DE ILUSTRAÇÕES (Continuação)

Figura 70 - Resultado do treinamento do sistema neurofuzzy com os dados de água doce de qualidade aceitável (classe 3)..... 189

Figura 71 - Resultado do treinamento do sistema neurofuzzy com os dados de água doce de qualidade ruim (classe 4)..... 190

Figura 72- Resultado do treinamento do sistema neurofuzzy com os dados de água doce de qualidade péssima (fora das classes)..... 191

APÊNDICES

Figura B1 - Evolução temporal da *Clorofila a* no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013..... 221

Figura B2 - Evolução temporal da Densidade de *Cianobactéria* no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013..... 221

Figura B3 - Evolução temporal dos *Coliformes Termotolerantes* no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013..... 222

Figura B4 - Evolução temporal do Oxigênio Dissolvido no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013..... 223

Figura B5 - Evolução temporal da Demanda Bioquímica de Oxigênio no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013..... 224

Figura B6 - Evolução temporal do Potencial Hidrogeniônico no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013..... 225

Figura B7 - Evolução temporal da Turbidez no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013..... 226

Figura B8 - Evolução temporal do Fósforo Total no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013..... 227

Figura B9 - Evolução temporal dos Sólidos Totais no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013..... 228

Figura B10 - Evolução temporal da Condutividade Elétrica no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013..... 229

Figura B11 - Evolução temporal da Temperatura da Água no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013..... 230

Figura B12 - Evolução temporal do Nitrogênio no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013..... 231

Figura B13 - Evolução temporal do Ferro Total no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013..... 231

Figura B14 - Evolução temporal do Zinco Total no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013..... 232

Figura B15 - Evolução temporal do Sulfato Total no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013..... 232

Figura B16 - Evolução temporal do Magnésio no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013..... 233

LISTA DE ILUSTRAÇÕES (Conclusão)

Figura B17 - Evolução temporal do Cálcio no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013..... 233

Figura B18 - Evolução temporal do Potássio no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013..... 234

Figura B19 - Evolução temporal da Cor no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga no período 2005-2013..... 234

Figura B20 - Evolução temporal da Alcalinidade Total no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga no período 2005-2013..... 235

Figura B21 - Evolução temporal da Dureza Total no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga no período 2005-2013..... 235

Figura B22 - Evolução temporal do Sódio no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga no período 2005-2013..... 236

Figura D1 - Diagrama matricial de 223 valores das nove variáveis de entrada da RNA nos dados dos Rios Utinga de Baixo, Tabatinga e Ipojuca..... 246

Figura D2 - Diagrama matricial de 61 valores das quatorze variáveis de entrada da RNA nos dados dos Rios Utinga de Baixo e Tabatinga..... 247

Figura D3 - Diagrama matricial de 163 valores das dezoito variáveis de entrada da RNA nos dados dos Rios Utinga de Baixo e Tabatinga..... 248

Figura D4 - Diagrama matricial de 103 valores das oito variáveis de entrada da RNA nos dados dos Rios Utinga de Baixo e Tabatinga..... 249

LISTA DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS (Continua)

AC	Aceitável
ACP	Análise de Componentes Principais
AlcT	Alcalinidade total
ANFIS	*Adaptive network based fuzzy inference system (Sistema de inferência fuzzy baseado em rede Adaptive)*
AQA	Avaliação da Qualidade da Água
BO	Boa
BT1	Primeira estação de coleta localizada próxima a captação de água da COMPESA na barragem do Bita
BT2	Segunda estação de coleta localizada entre a tomada de água e rio Tabatinga na barragem de Bita
BT3	Terceira estação de coleta localizada a montante dos rios Ipojuca e Tabatinga na barragem do Bita
BT4	Quarta estação de coleta após a mistura da água do rio Ipojuca e do rio Tabatinga na barragem do Bita
CE	Condutividade Elétrica
Cianob	Densidade de Cianobactérias
Cl	Cloretos
Cla *a*	Clorofila *a*
ColiTerm	*Coliformes termotolerantes*
CP	Componentes Principais
DBO	Demanda Bioquímica de Oxigênio
DP	Desvio padrão
DT	Dureza total
ETA	Estação de tratamento de água
ETE	Estação de Tratamento de Esgoto
EU	Eutrófico
Fe	Ferro total
GL2	Grupo dos pequenos rios litorâneos (Pernambuco)
H_2O	Fórmula molecular da água
HE	Hipereutrófico
IA	Inteligência Artificial
IAP	Índice de Qualidade das Águas Brutas para Fins de Abastecimento Público
IET	Índice do Estado Trófico
IPMCA	Índice de Variáveis Mínimas para a preservação da vida aquática
IQA	Índice de Qualidade da Água
IQAPVA	Índice de Qualidade de Águas para proteção da vida aquática
ISTO	Índice de Substâncias tóxicas e organolépticas
IVA	Índice de Preservação da vida aquática
K	Potássio
M	Amostra coletada no meio da coluna d´água
MÁX	Máximo
MC	Moderadamente comprometida
ME	Mesotrófico
Mg	Magnésio
MÍN	Mínimo
MLP	*Multilayer perceptron* (Perceptron multicamadas)

LISTA DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS (Conclusão)

MP	Muito poluída
MSE	*Mean Square Error* (Erro quadrático médio)
N	Número de amostras
n	Número de parâmetros
Na	Sódio
NC	Não comprometida
NO_3	Nitrato
NO_2	Nitrito
NH_3	Nitrogênio amoniacal
OD	Oxigênio dissolvido
OL	Oligotrófico
OT	Ótima
pH	Potencial Hidrogeniônico
P	Amostra coletada próximo a base da coluna d´água
P	Fósforo Total
P	Poluída
P_1	Pesos entre a entrada e as camadas ocultas
P_2	Pesos entre as camadas ocultas e de saída
PC	Pouco comprometida
PE	Péssima
qi	Qualidade do i-ésimo parâmetro
qs	Resultado da equação para o calculo da qualidade de cada um dos nove parâmetros
RNA	Redes Neurais Artificiais
RMSE	*Root Mean Square Error* (Raiz do erro quadrático médio)
RU	Ruim
S	Amostra coletada na superfície da coluna d´água
SE	Supereutrófico
SI	Sem informação
SO_4	Sulfato
SDT	Sólidos dissolvidos totais
ST	Sólidos Totais
TH_2O	Temperatura da água
TAr	Temperatura do ar
Turb	Turbidez
UO	Ultraoligotrófico
UT1	Primeira estação de coleta na barragem de Utinga
UT2	Segunda estação de coleta na barragem de Utinga
UT3	Terceira estação de coleta na barragem de Utinga
UT4	Quarta estação de coleta no rio Utinga de Baixo
wi	Peso correspondente ao i-ésimo parâmetro
X	Média
Zn	Zinco total

LISTA DE SIGLAS

ANA	Agência Nacional de Águas
APAC	Agência Pernambucana de Águas e Climas
CETESB	Companhia de Tecnologia de Saneamento Ambiental de São Paulo
CIPS	Complexo Industrial Portuário de Suape
COMPESA	Companhia Pernambucana de Saneamento
CONAMA	Conselho Nacional de Meio Ambiente
CPRH	Agência Estadual de Meio Ambiente de Pernambuco
IGAM	Instituto Mineiro de Gestão das Águas
ITEP	Instituto de Tecnologia de Pernambuco
LAMEPE	Laboratório de Meteorologia de Pernambuco
LEAQ	Laboratório de Engenharia Ambiental e da Qualidade
NSF	*National Sanitation Foundation* (Fundação Nacional de Saneamento)
RMR	Região Metropolitana de Pernambuco
SABESP	Companhia de Saneamento Básico do Estado de São Paulo
UFPE	Universidade Federal de Pernambuco
UFRPE	Universidade Federal Rural de Pernambuco
USEPA	*United States Environmental Protection Agency* (Agência de Proteção Ambiental dos Estados Unidos)

SUMÁRIO (Continua)

1	**INTRODUÇÃO**	26
1.1	OBJETIVOS	29
1.1.1	**Objetivo Geral**	29
1.1.2	**Objetivos Específicos**	29
2	**FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**	31
2.1	ÁGUA	31
2.2	QUALIDADE DA ÁGUA	32
2.3	PARÂMETROS DE QUALIDADE DA ÁGUA	33
2.4	ÍNDICE DE QUALIDADE DAS ÁGUAS	40
2.5	ESTATÍSTICA MULTIVARIADA	51
2.5.1	**Análise dos Componentes Principais**	52
2.5.1.1	Procedimentos gráficos	55
2.5.2	**Análise dos Componentes Principais via Matriz de correlação**	57
2.5.2.1	Redução de dimensionalidade	58
2.5.2.2	Seleção de variáveis	59
2.5.2.3	Classificação	60
2.5.2.4	Construção de Índices	60
2.6	INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	61
2.6.1	**Sistemas Inteligentes**	61
2.6.1.1	Redes Neurais Artificiais	62
2.6.1.1.1	**Rede Perceptron**	64
2.6.1.1.2	**Rede Perceptrons de Múltiplas Camadas (rede MLP)**	66
2.6.1.1.3	**Rede com Funções de Base Radial (redes RBF)**	71
2.6.1.2	Lógica Fuzzy	76
2.6.1.2.1	**Fuzzificação**	78
2.6.1.2.2	**Regras**	78
2.6.1.2.3	**Função de pertinência**	79
2.6.1.2.4	**Defuzzificação**	81
2.6.1.2.5	**Aplicações da lógica fuzzy**	84
2.6.1.3	Sistema Neurofuzzy	86
3	**MATERIAIS E MÉTODOS**	92
3.1	ÁREA DE ESTUDO	92
3.1.1	**Barragem de Utinga**	93
3.1.2	**Barragem do Bita**	95
3.1.2.1	Adutora do Ipojuca	97
3.1.3	**Barragem do Engenho Maranhão**	100
3.1.4	**Estação de Tratamento d'água de Suape**	101
3.2	LOCAL DE COLETA E PONTOS DE AMOSTRAGENS	101
3.2.1	**Barragem do Utinga**	102
3.2.2	**Barragem do Bita**	103
3.2.3	**Rio Ipojuca**	103
3.3	PERÍODO DE AMOSTRAGEM	104
3.4	PARÂMETROS ANALISADOS	105
3.5	CLIMATOLOGIA DA ÁREA DE ESTUDO	106
3.6	DISPONIBILIDADE DE DADOS	107
3.7	TRATAMENTO DOS DADOS	109
3.8	ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS	110

SUMÁRIO (Continuação)

3.9 REDE NEURAL ARTIFICIAL..... 111
3.10 SISTEMA DE LÓGICA *FUZZY*..... 114
3.11 SISTEMA HÍBRIDO NEUROFUZZY..... 115
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO..... 118
4.1 ASPECTOS GERAIS..... 118
4.2 AVALIAÇÃO DA *CLOROFILA A* E OS COMPONENTES BIÓTICOS E ABIÓTICOS DA ÁGUA DAS BARRAGENS DE UTINGA E BITA..... 120
4.2.1 Análise do componente principal para *Clorofila a*..... 120
4.2.2 Análise da primeira e segunda componente principal para *Clorofila a*..... 122
4.2.3 Análise da terceira e quarta componente principal para *Clorofila a*..... 124
4.2.4 Comentários Gerais da *Clorofila* a e os componentes bióticos e abióticos da Qualidade da Água da Barragem de Utinga e Bita..... 125
4.3 AVALIAÇÃO DA *CIANOBACTÉRIA* E OS COMPONENTES BIÓTICOS E ABIÓTICOS DA ÁGUA DAS BARRAGENS DE UTINGA E BITA..... 126
4.3.1 Análise do componente principal para *Cianobactérias*..... 127
4.3.2 Análise da primeira e segunda componente principal para *Cianobactérias*..... 128
4.3.3 Análise da terceira e quarta componente principal para *Cianobactérias*..... 130
4.3.4 Comentários Gerais das *Cianobactérias* e os componentes bióticos e abióticos da Qualidade da Água das Barragens de Utinga e Bita..... 131
4.4 AVALIAÇÃO SAZONAL E ESPACIAL DOS COMPONENTES PRINCIPAIS DA QUALIDADE DA ÁGUA DA BARRAGEM DE UTINGA..... 131
4.4.1 Análise da primeira e segunda componente principal da barragem de Utinga..... 133
4.4.2 Análise da terceira e quarta componente principal da barragem de Utinga..... 134
4.4.3 Análise da quinta e sexta componente principal da barragem de Utinga..... 136
4.4.4 Análise da sétima e oitava componente principal da barragem de Utinga..... 137
4.4.5 Comentários gerais acerca das ACPs para barragem de Utinga..... 137
4.5 AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DOS COMPONENTES PRINCIPAIS DA QUALIDADE DA ÁGUA DA BARRAGEM DO BITA..... 138
4.5.1 Análise da primeira e segunda componente principal da barragem do Bita..... 139
4.5.2 Análise da terceira e quarta componente principal da barragem do Bita..... 141

SUMÁRIO (Continuação)

4.5.3 Análise da quinta e sexta componente principal da barragem do Bita..... 143
4.5.4 Análise da sétima componente principal da barragem do Bita..... 144
4.5.5 Comentários gerais acerca das CPs para barragem do Bita.. 145
4.6 AVALIAÇÃO DOS COMPONENTES PRINCIPAIS DA QUALIDADE DA ÁGUA DO RIO IPOJUCA..... 145
4.6.1 Análise da primeira e segunda componente principal do rio Ipojuca..... 146
4.6.2 Análise da terceira componente principal do rio Ipojuca..... 148
4.6.3 Comentários gerais acerca das CPs do Rio Ipojuca..... 149
4.7 ANÁLISE DA QUALIDADE DA ÁGUA DAS BARRAGENS DE UTINGA E BITA UTILIZANDO A ANÁLISE DOS COMPONENTES PRINCIPAIS..... 150
4.7.1 Primeira estratégia – Índice de qualidade da água empregando as nove variáveis do IQA-CPRH..... 150
4.7.2 Segunda estratégia – Índice de qualidade da água empregando oito variáveis..... 151
4.7.3 Considerações Gerais dos Componentes Principais na Construção do IQA..... 152
4.8 ANÁLISE DA QUALIDADE DA ÁGUA DAS BARRAGENS DE UTINGA E BITA APLICANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.. 152
4.8.1 Primeira estratégia - Modelo de RNAs com nove variáveis de entrada do IQA-CPRH..... 152
4.8.2 Segunda estratégia - Modelo de RNAs com quatorze variáveis de entrada..... 158
4.8.3 Terceira estratégia - Modelo de RNAs com dezoito variáveis de entrada..... 165
4.8.4 Quarta estratégia - Modelo de RNAs com oito variáveis de entrada..... 171
4.9 ANÁLISE DA QUALIDADE DA ÁGUA DAS BARRAGENS DE UTINGA E BITA EMPREGANDO O SISTEMA DE LÓGICA FUZZY..... 178
4.10 ANÁLISE DA QUALIDADE DA ÁGUA DAS BARRAGENS DE UTINGA E BITA USANDO O SISTEMA NEUROFUZZY..... 185
4.11 LIMITAÇÕES..... 193
5 CONCLUSÕES..... 194
6 SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS..... 196
REFERÊNCIAS..... 197
APÊNDICES..... 210
APÊNDICE A - ESTATÍSTICA BÁSICA DOS MANANCIAIS DOS RIOS UTINGA DE BAIXO, TABATINGA E IPOJUCA..... 210
APÊNDICE B - GRÁFICOS DAS SÉRIES TEMPORAIS DAS VARIÁVEIS PREDITORAS PARA UM PERÍODO DE OITO ANOS (FEVEREIRO DE 2005 A OUTUBRO DE 2013)..... 221

SUMÁRIO (Conclusão)

APÊNDICE C - PREVISÕES E AUTOVETORES DAS AMOSTRAS NA COMPONENTE PRINCIPAL 1..... 237
APÊNDICE D - DIAGRAMA MATRICIAL DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA DAS RNAS..... 246
APÊNDICE E - ESTATÍSTICA DESCRITIVA DAS VARIÁVEIS DE QUALIDADE DE ÁGUA UTILIZADAS NA ENTRADA DAS RNAS..... 250
APÊNDICE F - ARQUITETURAS DAS RNAS MLP E RBF..... 254
APÊNDICE G - MATRIZ DOS PESOS DAS CONEXÕES DAS RNAS MLP..... 256
APÊNDICE H - PREVISÕES E NÍVEIS DE CONFIANÇA DAS RNAS MLP..... 261
ANEXO 276
ANEXO A - FICHA TÉCNICA E CARACTERÍSTICAS DAS BARRAGENS DE UTINGA E BITA..... 276

1 INTRODUÇÃO

A água é essencial à vida na Terra e domina, por completo, a composição química de todos os seres vivos. Ela se constitui no elemento vital não somente à natureza como a todas as atividades desenvolvidas pelo homem. Além das necessidades ligadas aos processos biológicos, que incluem alimento e bebida para o homem e os animais, a água é necessária como matéria-prima para irrigação, recreação, meio de transporte de despejos e resíduos. As várias maneiras de sua utilização criam um conflito de interesses (CALIJURI; OLIVEIRA, 2000).

Segundo Tavares *et al.* (2009), a água tem um papel fundamental no desenvolvimento socioeconômico dos países e, nesse sentido, identifica-se uma situação que merece crescente preocupação: garantir o abastecimento econômico e seguro de água potável nos meios urbano e rural sem comprometer a oferta e qualidade de tais recursos hídricos, pois a proteção dos mananciais requer o conhecimento detalhado do perigo de contaminação associado à área.

Silva, Aureliano e Lucena (2012) relataram que as atividades humanas e os usos múltiplos das bacias hidrográficas produzem impactos nos ecossistemas, provocando a deterioração da qualidade das águas e prejuízo aos seus usos preponderantes, bem como podem causar prejuízos à saúde da população, por meio do consumo direto ou do contato primário da exposição às águas contaminadas.

Segundo Simões *et al.* (2007), o crescimento urbano desordenado e o desenvolvimento econômico, agrícola, industrial e tecnológico foram os principais responsáveis pela degradação da qualidade das águas de rios, lagos e reservatórios. A poluição varia de um recurso hídrico para outro em função do tipo de uso e ocupação do solo.

Conforme Oliveira (2014), o acelerado processo de degradação dos mananciais deve-se, principalmente, à falta de controle das ações antrópicas nas bacias hidrográficas gerando impactos ambientais, sociais e econômicos, tais como: perda da biodiversidade, aumento de doenças de veiculação hídrica, aumento do custo de tratamento das águas destinadas ao abastecimento, perda de produtividade agrícola e pecuária, redução na pesca e perda de valores turísticos, culturais e paisagísticos.

Pinto *et al*. (2013) afirmam que o crescimento econômico e tecnológico vem gerando muitos desequilíbrios no ambiente, o que se reflete em uma série de

alterações dos ecossistemas naturais. Assim, tem surgido uma grande preocupação em todo o mundo em relação à disponibilidade e à preservação dos recursos naturais, especialmente da água, buscando sua gestão sustentável.

O desenvolvimento econômico e social de qualquer país está fundamentado na disposição de água de boa qualidade e sua capacidade de conservação e proteção dos mananciais (MOTA, 1995 apud ZIMMERMANN; GUIMARÃES; PERALTA-ZAMORA, 2008).

Conforme Araújo (2013), recentemente o Estado de Pernambuco tem passado por profundas e significativas mudanças, notadamente no seu crescimento econômico para o qual a influência dos investimentos no Complexo Industrial e Portuário Governador Eraldo Gueiros Leite de Suape (CIPS) vem desempenhando um papel preponderante no aumento do PIB de Pernambuco, como fator impulsionador para o desenvolvimento do Estado, levando-o ao aparecimento no cenário, não somente nacional, mas mundial, em virtude dos investimentos realizados em sua infraestrutura, por parte dos governos federal e estadual considerando sua localização privilegiada.

Segundo o Instituto de Tecnologia de Pernambuco (ITEP, 2013), o crescimento econômico de Pernambuco, acima da média nacional nos últimos anos, pode ser atribuído principalmente aos setores da construção civil e da indústria, que têm como um dos seus principais pilares os investimentos feitos no território estratégico de Suape, onde existe um importante Complexo Industrial Portuário e um polo turístico. Para garantir a continuidade do desenvolvimento dessa região ao longo dos próximos anos, o abastecimento de água que é assegurado pelo Sistema Suape (800 litros por segundo) e já possui as barragens de Utinga (10.270.000m^3) e Bita (2.270.000m^3), quatro estações elevatórias e uma de tratamento de água do tipo convencional ganhará um grande reforço com a construção da Barragem do Rio Ipojuca, localizada no Engenho Maranhão. A barragem Engenho Maranhão terá capacidade para acumular 50 milhões de m^3 de água o que aumentará a produção da Estação de Tratamento de Água (ETA) em Suape da Companhia Pernambucana de Saneamento (COMPESA) para 1.800 L/s. A ampliação da captação de águas do rio Ipojuca viabilizará o fornecimento contínuo do volume diário necessário para o complexo portuário de Suape e suas indústrias, além de abastecer todos os centros urbanos localizados nas praias dos municípios do Cabo de Santo Agostinho e Ipojuca e o setor do Turismo, especialmente em Porto de Galinhas.

O rio Ipojuca recebe forte carga poluidora (esgotos domésticos e industriais, e atividade agroindustrial - usinas, destilarias e cultivo de cana-de-açúcar) das várias cidades de sua bacia hidrográfica (ABF ENGENHARIA, SERVIÇOS e COMERCIO, 2011). Nos Relatórios de Qualidade das Águas do Estado de Pernambuco de 2005 a 2013, que estão disponíveis no site da Agência Estadual de Meio Ambiente (CPRH), estão citadas as 97,9% das amostras coletas no ponto IP-90 do rio Ipojuca como impróprias para tratamento avançado da água em ETA. Este referido ponto no rio Ipojuca situa-se próximo ao ponto de captação de água bruta da COMPESA que serve de reforço para barragem do Bita no período de estiagem. Deve-se salientar que com o início da operação da barragem do Engenho Maranhão se prevê um grande volume de água poluída encaminhada para ETA Suape. Conforme a Resolução do Conselho Nacional do Meio Ambiente (CONAMA) 357/05, as águas doces de classe 4 podem ser destinadas à navegação e à harmonia paisagística (BRASIL, 2005).

Com a ampliação do sistema Suape, está previsto recuperação da ETA com requalificação de vários componentes ligados ao processo de tratamento da água (serviços nas elevatórias, nos filtros e na casa de química), controle automático das unidades, substituição de adutora, e a implantação/substituição de 3.100 ramais prediais e 120 hidrômetros. Mas nenhuma referência à reforma ou construção de unidades para adequação da ETA tipo convencional ao tratamento do tipo avançado, embora este último encareça os custos ao consumidor final, garante uma água de melhor qualidade e mais segura.

A sustentabilidade do abastecimento de água a partir dos rios Utinga de Baixo, Bita e Ipojuca está comprometida em função da poluição dos mananciais, do desperdício e do uso sem planejamento. A água com qualidade adequada e em quantidade suficiente é de grande importância para suprir as necessidades de vida da população dos municípios de Ipojuca e Cabo de Santo Agostinho, bem como o desenvolvimento do Complexo Industrial Portuário de Suape (CIPS), e das regiões circunvizinhas do Estado de Pernambuco.

Tendo em vista atender à grande demanda de água da região em desenvolvimento, o cenário de crescente degradação dos rios Utinga de baixo, Tabatinga e Ipojuca e visando o monitoramento da qualidade das águas dos mananciais das barragens de Utinga, Bita e Engenho Maranhão é de importância estratégica para a conservação das barragens localizadas em Ipojuca. Por isso, a

avaliação e classificação da qualidade da água bruta destas barragens assim como seu prognóstico, tanto para a qualidade de vida do homem e desenvolvimento da região, utilizando métodos estatísticos e de sistemas inteligentes, pode ser uma ferramenta/ estratégia de baixo custo para manter a segurança na produção de água potável na ETA Suape. Haja vista que os métodos tradicionais reportados na literatura no que diz respeito à classificação apresentam alta subjetividade e categorizações inadequadas quando se aplicam ao desenvolvimento de um índice de qualidade de água.

Neste contexto, as fontes de água superficial mostram-se com importância estratégica, uma vez que oferecem uma alternativa de suprimento de qualidade a relativo baixo custo. A escolha da temática advém da escassez de trabalhos publicados sobre as características físico-químicas e microbiológicas das bacias hidrográficas de Utinga e Tabatinga, visando gerar informações para subsidiar políticas de recursos hídricos junto ao poder público local e da importância estratégica das suas barragens para abastecimento urbano e industrial de Pernambuco.

1.1 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo Geral

Investigar as alterações na qualidade da água das barragens de Utinga e do Bita, utilizadas no abastecimento do Complexo Industrial e Portuário de Suape-PE, aplicando técnicas estatísticas e sistemas inteligentes.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Caracterizar os parâmetros físicos, químicos e microbiológicos das águas das bacias hidrográficas de Utinga de Baixo e Tabatinga, comparando com os valores estabelecidos na resolução CONAMA 357/2005;

- Correlacionar os componentes bióticos e abióticos das águas dos rios Utinga de Baixo e Tabatinga utilizando a técnica estatística multivariada da análise dos componentes principais, com uso do programa *Statistica;*

- Aplicar estatística univariada e multivariada na identificação dos parâmetros que mais influenciam a qualidade da água dos mananciais de Utinga de Baixo e Tabatinga, utilizado no programa *Statistica;*

- Aplicar as técnicas de Análises dos Componentes Principais, Redes Neurais Artificiais, Lógica Fuzzy e Neurofuzzy no desenvolvimento de índice multivariável para avaliação da qualidade da água dessas barragens utilizando as ferramentas do programa *Statistica e Matlab*.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 ÁGUA

O Brasil detém 12% de toda a água superficial do planeta (GABRIEL FILHO *et al.,* 2009), ocupando aproximadamente 75% da superfície da Terra (LIBÂNIO, 2008). Cerca de 97,5% da água que cobre a superfície da Terra é salgada e do restante de 2,5%, dois terços estão em estados sólidos, nas geleiras e calotas polares, e a maior parte da água em estado líquido encontra-se no subterrâneo. Lagos, rios e lençóis freáticos menos profundos são apenas 0,26% de toda a água potável e é dessa pequena fração que toda a humanidade (e boa parte da flora e fauna) depende para sobreviver.

É um recurso natural essencial, seja como componente de seres vivos, seja como meio de vida de várias espécies vegetais e animais, como elemento representativo de valores socioculturais e como fator de produção de bens de consumo e produtos agrícolas. Como fator de consumo nas atividades humanas, a água também tem um papel importante. Como fator de produção de bens, a larga utilização na indústria e notadamente na agricultura mostra a importância desse recurso. No Brasil, são consumidos em média, 246 m^3/habitantes/ano, considerando todos os usos da água, inclusive para agricultura e indústria (MONTES; NASCIMENTO FILHO, 2009)

Constitui-se, também, no solvente universal da maioria das substâncias, modificando-as e modificando-se em função destas. Diversas características das águas naturais advêm dessa capacidade de dissolução, diferenciando-as pelas características do solo da bacia hidrográfica (LIBÂNIO, 2008).

Há bilhões de anos, a água em eterna reciclagem. A questão é o descompasso entre o tempo necessário para essa renovação e o ritmo em que estes recursos hídricos são explorados (GABRIEL FILHO *et al.,* 2009).

Conforme Karbassi *et al.* (2011), existem vários fatores que influenciam a qualidade da água com base na sua utilização. A qualidade da água potável é de vital importância para a saúde e a vida humana.

2.2 QUALIDADE DA ÁGUA

A qualidade da água, na ótica da Engenharia Ambiental, é muito mais ampla que a simples caracterização da água pela fórmula molecular H_2O. Devido às propriedades da água como solvente e à sua capacidade de transportar partículas, incorpora a si diversas impurezas, as quais definem a qualidade da água. A qualidade de uma determinada água é resultante de fenômenos naturais e da atuação do homem e é função do uso e da ocupação do solo na bacia hidrográfica (VON SPERLING, 1996).

A bacia hidrográfica é usualmente definida como a área na qual ocorre a captação de água (drenagem) para um rio principal e seus afluentes devido às suas características geográficas e topográficas (ANA, 2007). A qualidade da água bruta de um manancial depende das características da bacia hidrográfica, incluindo clima, hidrologia, geologia, pedologia, morfologia, usos e ocupação da terra (DI BERNARDO, 1995).

Conforme Xu e Liu (2013), a qualidade da água é fortemente afetada por fatores hidrológicos e meteorológicos. Segundo Zucco *et al.* (2012), a qualidade da água pode ser alterada pelo uso e ocupação do solo que exercem influência sobre o aporte de nutrientes e sedimentos nos corpos de água.

Conforme Kuo *et al.* (2007), o desenvolvimento excessivo das bacias hidrográficas nas últimas duas décadas tem contribuído para o continuo aumento da carga de nutrientes para os reservatórios. É difícil prever o comportamento dos corpos de água enriquecidos de nutrientes por causa dos complexos processos físicos, químicos e biológicos envolvidos. A qualidade da água dos reservatórios é um dos fatores-chave para o funcionamento e a gestão da característica da água dos reservatórios.

A água é importante para a manutenção da vida e a sua sanidade e utilização racional são de impacto para a economia e preservação da saúde da coletividade (INSTITUTO ADOLFO LUTZ, 2008).

A proteção dos mananciais é invariavelmente o melhor método para assegurar a qualidade da água destinada ao consumo humano. Para impedir sua contaminação pelo ser humano ou por animais, deve-se evitar o acesso de despejos líquidos que contenham organismos tais como bactéria, vírus, protozoários e alguns

parasitas, além de substâncias ou elementos químicos tóxicos (DI BERNARDO, 1995).

Outro aspecto é a presença de grandes quantidades de nutrientes nos reservatórios que pode provocar impactos com consequências graves, especialmente em áreas de clima quente, nas quais ocorrem o rápido e forte crescimento de algas e plantas aquáticas superiores, que consomem o oxigênio dissolvido na água, principalmente para o caso de barragens com fins de abastecimento público e piscicultura (BANCO DO NORDESTE, 1999).

Segundo Cho *et al.* (2014), é difícil prever quando, onde e por quanto tempo a proliferação de algas irá ocorrer em um corpo de água. Conforme os pesquisadores, têm havido uma preocupação crescente sobre a proliferação de algas e deterioração da qualidade da água. Nos últimos 10 anos, a proliferação de algas no lago Juam ocorreu frequentemente. O lago é a principal fonte de abastecimento de água de cerca de 2,5 milhões de pessoas na cidade de Gwangju e parte da província de Jeonnam na Coreia. A proliferação de algas pode causar gosto e odor indesejável na água potável, coloração da água ou formação de espuma. É também necessário para evitar a proliferação de algas por causa dos vários problemas, tais como destruição do ecossistema aquático, entupimento do filtro de estações de tratamento de água e toxicidade por algas azuis-verdes depois da estação chuvosa

Bowden *et al.* (2005) dizem que sob condições favoráveis, as cianobactérias são capazes de dominar comunidades de fitoplâncton saudáveis. Estes incidentes de crescimento excessivo são motivo de preocupação do ponto de vista de fornecimento de água, pois as cianobactérias são capazes de produzir toxinas e gostos e odores indesejáveis. Uma densidade excessiva de algas também reduz a eficiência da desinfecção e podem bloquear filtros. Alterações operacionais podem ser realizadas para diminuir os efeitos das grandes florações de cianobactérias, tais como a utilização de processos de tratamento avançadas (por exemplo carbono ativado em pó). No entanto, as mudanças operacionais exigem previsão das concentrações de cianobactérias que devem ser feitas com várias semanas de antecedência.

Diante das problemáticas mostradas anteriormente, Brandão (2008) descreve que dois processos têm sido considerados efetivos na remoção de cianotoxinas: a adsorção em carvão ativado e a pós-oxidação pós-ozonização, ou seja, a oxidação realizada após a remoção das células viáveis de cianobactérias já que a sequência

convencional de tratamento, que consiste na coagulação, floculação, sedimentação e filtração rápida, não é eficaz na remoção de cianotoxinas.

Entre as medidas atenuantes mais importantes, para os usos múltiplos do futuro reservatório, está a implementação do plano de uso e ordenamento territorial da bacia hidrográfica, estabelecimento um zoneamento com critérios de utilização, proteção e recuperação das áreas da bacia (BANCO DO NORDESTE, 1999).

Segundo Tundisi e Barbosa (1995), as alterações químicas e ecológicas no sistema aquático conduzem ao desequilíbrio da fauna e flora dos corpos de água resultando em prejuízos econômicos para a região, que vão desde a diminuição de captura na pesca à substituição por espécies mais resistentes, porém de menor valor comercial e até o aumento do custo de aquisição e tratamento da água para consumo. Conforme os autores, o tratamento de 1000m^3 de água em regiões pouco ou nada impactadas tem um custo de US$ 2,00 enquanto que para a água degradada de regiões antropizadas o custo é de US$ 8,00.

Conforme a Companhia de Tecnologia de Saneamento Ambiental de São Paulo (CETESB, 2009), os processos de tratamento de esgotos empregados atualmente no Brasil não contemplam a remoção de nutrientes e os efluentes finais tratados lançam elevadas concentrações destes nos corpos d´água.

Räike *et al.* (2003) investigaram se as medidas de proteção das águas utilizadas na Finlândia diminuíam as concentrações (i) de fósforo e nitrogênio em rios e lagos, e (ii) as concentrações de clorofila a em lagos em 1975-2000. Os resultados mostraram que os investimentos em tecnologia de tratamento de águas residuais têm claramente diminuído as concentrações de fósforo nos rios e lagos finlandeses que antes eram fortemente poluídos por resíduos industriais e municipais. A eficiência de remoção de fósforo foi tão elevada que, sem grandes investimentos, há claras melhorias na qualidade da água.

Lermontov *et al.* (2009) relataram que monitorar a qualidade da água e tomar decisões qualitativas com base em dados experimentais é um desafio para os engenheiros ambientais em cada etapa, desde a coleta da amostra, armazenamento, processamento até a análise e interpretação dos resultados. Cada uma das etapas envolvidas contém incertezas que se propagam ao longo de toda a cadeia de monitoramento.

Zucco *et al.* (2012) destacaram que um sistema de gestão de recursos hídricos deve priorizar a utilização de parâmetros de qualidade de águas que sejam

eficientes, e que isso nem sempre é conseguido com a utilização de um grande número de variáveis. Um estudo prévio pode indicar os parâmetros mais significativos para a área que será monitorada, de modo a reduzir os custos e a obtenção de informações relevantes para as tomadas de decisão.

2.3 PARÂMETROS DE QUALIDADE DA ÁGUA

Os parâmetros de qualidade da água ou outros indicadores representativos da qualidade da água (BRASIL, 2005) traduzem as principais características físicas, químicas e biológicas (VON SPERLING, 1996).

A definição da qualidade dos parâmetros físico-químicos e microbiológicos da água para uma região é realizada partindo da correlação dos usos da água identificados na bacia com as fontes de poluição. No atendimento às metas de qualidade para enquadrar os cursos d'água em função da classificação desejada apoiada nos usos prioritários, requer a adoção de uma metodologia que avalie a condição do corpo d'água e as interferências que porventura venham alterar essa condição identificada e, consequentemente, inviabilize os usos prioritários.

No território nacional brasileiro, os 99 parâmetros da água a serem monitorados e quantificados por aproximadamente 45 técnicas analíticas diferentes para avaliar a qualidade de um determinado corpo d'água e verificar se este apresenta condições satisfatórias para assegurar os seus usos potenciais são indicados na Resolução do Conselho Nacional do Meio Ambiente (CONAMA) na Resolução Nº 357, de 17 de março de 2005 (BRASIL, 2005).

Os padrões e critérios de qualidade apresentados por um corpo da água a serem mantidos foram também estabelecidos pelo CONAMA n°357. A Resolução do CONAMA classifica as águas doces (salinidade < 0,05%), salobras (salinidade entre 0,05% e 3%) e salinas (salinidade > 3%), segundo os usos preponderantes atuais ou futuros a que se destinam, em sistema de 13 classes, com os respectivos padrões de qualidade. As águas doces são distribuídas nas classes (especial, 1, 2, 3 e 4), e as águas salinas e salobras, em especial e classes um a três.

A classificação das águas doces segundo seus usos preponderantes são:

I - classe especial: águas destinadas:

a) ao abastecimento para consumo humano, com desinfecção;

b) a preservação do equilíbrio natural das comunidades aquáticas; e,

c) a preservação dos ambientes aquáticos em unidades de conservação de proteção integral.

II - classe 1: águas que podem ser destinadas:

a) ao abastecimento para consumo humano, após tratamento simplificado;

b) a proteção das comunidades aquáticas;

c) a recreação de contato primário, tais como natação, esqui aquático e mergulho, conforme Resolução CONAMA no 274, de 2000;

d) a irrigação de hortaliças que são consumidas cruas e de frutas que se desenvolvam rentes ao solo e que sejam ingeridas cruas sem remoção de película; e

e) a proteção das comunidades aquáticas em Terras Indígenas.

III - classe 2: águas que podem ser destinadas:

a) ao abastecimento para consumo humano, após tratamento convencional;

b) a proteção das comunidades aquáticas;

c) a recreação de contato primário, tais como natação, esqui aquático e mergulho, conforme Resolução CONAMA no 274, de 2000;

d) a irrigação de hortaliças, plantas frutíferas e de parques, jardins, campos de esporte e lazer, com os quais o público possa vir a ter contato direto; e

e) a aquicultura e a atividade de pesca.

IV - classe 3: águas que podem ser destinadas:

a) ao abastecimento para consumo humano, após tratamento convencional ou avançado;

b) a irrigação de culturas arbóreas, cerealíferas e forrageiras;

c) a pesca amadora;

d) a recreação de contato secundário; e

e) a dessedentarão de animais.

V - classe 4: águas que podem ser destinadas:

a) a navegação; e

b) a harmonia paisagística.

Em função dos usos preponderantes das classes relativas à água doce estabelecidos na resolução, a Classe Especial pressupõe os usos mais nobres, e a Classe 4, os menos nobres.

No Art. 42 da Resolução do CONAMA 357/05 cita-se que “Enquanto não aprovados os respectivos enquadramentos, as águas doces serão consideradas

classe 2, as salinas e salobras pertencem a classe 1, exceto quando as condições atuais de qualidade forem melhores, prevalecendo a aplicação da classe mais rigorosa correspondente". Em complemento a esta Resolução, no Art. 5 da Resolução do CONAMA 430/2011, menciona-se que "os efluentes não poderão conferir ao corpo receptor características de qualidade em desacordo com as metas obrigatórias progressivas, intermediárias e final do seu enquadramento". Os corpos hídricos do Estado de Pernambuco ainda não foram reenquadrados, e a Agência Estadual de Meio Ambiente de Pernambuco (CPRH) considera os mananciais de água doce pertencentes à classe 2. Este fato é importante na melhoria das condições naturais da qualidade da água no Estado, restringindo aos limites dos parâmetros e aos usos preponderantes atuais ou pretendidos da água doce de classe 2.

O Quadro 1 apresenta um resumo do tipo de tratamento requerido para as águas brutas ao abastecimento público.

Quadro 1 - Classificação dos corpos de águas doces e tratamento requerido segundo CONAMA 357/05.

Classificação das águas	Tratamento requerido
Classe Especial	Desinfecção
Classe 1	Simplificado
Classe 2	Convencional
Classe 3	Convencional ou avançado

Fonte: adaptado de BRASIL (2005)

De acordo com a referida resolução, apenas as águas enquadradas na classe especial, classe 1, classe 2 e classe 3 podem ser utilizadas para o abastecimento humano. Deve-se salientar que uma correta classificação do corpo hídrico implica em melhor qualidade da água tratada assim como o menor custo de tratamento na ETA.

A CPRH, de forma complementar, classifica a qualidade da água das bacias hidrográficas com base nos usos preponderantes, de modo a atender ao uso mais restritivo estabelecido no grupo (Quadro 2).

Quadro 2 - Avaliação da qualidade da água com base nos usos preponderantes, de modo a atender ao uso mais restritivo estabelecido no grupo.

Classificação	Descrição
Não Comprometida	Enquadram-se, nesta categoria, os corpos de água que apresentam condições de qualidade de água compatíveis com os limites estabelecidos para a **classe especial das águas doces**, salinas e salobras e **classe 1 das águas doces** (Resolução CONAMA n° 357/05). Estes corpos d'água apresentam **qualidade da água ótima**, com níveis desprezíveis de poluição.
Pouco Comprometida	Enquadram-se, nesta categoria, os corpos de água que apresentam condições de qualidade de água compatíveis com os limites estabelecidos para a classe 2 das águas doces e a classe 1 das águas salinas e salobras (Resolução CONAMA n° 357/05). Estes corpos d'água apresentam **qualidade da água boa**, com níveis baixos de poluição.
Moderadamente Comprometida	Enquadram-se, nesta categoria, os corpos de água que apresentam condições de qualidade de água compatíveis com os limites para a classe 3 das águas doces e a classe 2 das águas salinas e salobras (Resolução CONAMA n° 357/05). Estes corpos d'água apresentam **qualidade da água regular**, com níveis aceitáveis de poluição.
Poluída	Enquadram-se, nesta categoria, os corpos de água que apresentam condições de qualidade de água compatíveis com os limites estabelecidos para a classe 4 das águas doces e a classe 3 das águas salinas e salobras (Resolução CONAMA n° 357/05). Estes corpos d'água apresentam **qualidade da água ruim**, com poluição acima dos limites aceitáveis.
Muito Poluída	Enquadram-se, nesta categoria, os corpos de água que não se enquadram em nenhuma das classes acima estabelecida. Estes corpos d'água apresentam **qualidade da água péssima**, com poluição muito elevada.
Não Monitorada	

Fonte: adaptado de Pernambuco (2005)

Na Resolução CONAMA 357/05 para classificação das águas, também determinou as condições padrões de qualidade das águas e os limites individuais para cada substância em cada classe. Na Tabela 1 estão os valores limites dos parâmetros empregados da Resolução nesta tese.

Tabela 1 - Limites dos padrões dos parâmetros monitorados segundo a Resolução CONAMA N°357/05 para águas doces.

Parâmetros	**Classe 1**	**Classe 2**	**Classe 3**	**Classe 4**
Salinidade ($^0/_{00}$)		≤0,50		
Clorofila a (µg/L)	≤10	≤30	≤60	-
Densidade de Cianobactérias (cel/mL)	≤20.000	≤50.000	≤100.000, dessedentação de animais ≤50.000	-
pH	6 a 9	6 a 9	6 a 9	6 a 9
OD (mg O_2/L)	≥6	≥5	≥4	≥2
DBO (mg O_2/L)	≤3	≤5	≤10	-
Nitrogênio Amoniacal Total (mg NH_3/L)	4,5(pH≤7,5) 2,4(7,5<pH ≥8,0) 1,2(8,0<pH ≥8,5) 0,6(pH>8,5)	4,5(pH≤7,5) 2,4(7,5<pH≥8,0) 1,2(8,0<pH≥8,5) 0,6(pH>8,5)	16,1(pH≤7,5) 6,8(7,5<pH ≥8,0) 2,7(8,0<pH ≥8,5) 1,2(pH>8,5)	-
Fósforo Total (mg P/L)	Lêntico ≤0,02 intermediário e tributário de lêntico ≤0,025 lótico e tributário de intermediário≤0,1	Lêntico ≤0,03 intermediário e tributário de lêntico ≤0,05 lótico e tributário de intermediário≤0,1	Lêntico ≤0,05 intermediário e tributário de lêntico ≤0,075 lótico e tributário de intermediário≤0,15	-
Sólidos Dissolvidos Totais (mg/L)	500	500	500	-
Cor (mg Pt/L)	-	≤75	≤75	-
Turbidez (UNT)	≤40	≤100	≤100	-
Nitrato (mg N/L)	≤10	≤10	≤10	-
Nitrito (mg N/L)	≤1,0	≤1,0	≤1,0	-
Cloreto Total (mg Cl/L)	250	250	250	-
Sulfato Total (mg SO_4/L)	250	250	250	-
Ferro Dissolvido (mg Fe/L)	0,3	0,3	5,0	-
Zinco total (mg Zn/L)	≤0,18	≤0,18	≤5	-
Coliformes Termotolerantes (NMP/100mL)	≤200 em 80% de 6 amostra/ano	≤1000 em 80% de 6 amostra/ano	≤2.500 contatos secundário ≤1.000 animais confinados ≤4.000 demais usos	-

Fonte: adaptado de BRASIL (2005)

Para o monitoramento e classificação dos mananciais, faz-se necessário sua caracterização através da quantificação de diversos parâmetros físicos, químicos e microbiológicos.

Devido ao fato do grande número de parâmetros e diferentes unidades de medida envolvidos na avaliação da qualidade da água, foram propostos indicadores específicos e índices ambientais que resumissem em um único número ou em

poucos valores o conjunto de informações obtidas de forma a facilitar a comunicação e interpretação do público leigo.

Segundo Lopes e Magalhães Jr (2010), os índices de qualidade da água são importantes ferramentas para transmitir informações sobre o grau de poluição de corpos hídricos. Conforme Toledo e Nicolella (2002), o uso de indicadores de qualidade de água consiste no emprego de variáveis que se correlacionam com as alterações ocorridas na microbacia, sejam estas de origens antrópicas ou naturais.

Segundo Lopes *et al.* (2008), a qualidade da água em forma de um índice apresenta grande vantagem de ser facilmente assimilável pela comunidade, pois os resultados são expressos em forma de números adimensionais entre zero (qualidade muito ruim, ou seja, inadequada) e 100 (água excelente, ou seja, água sem e/ou com baixa restrição de uso).

Conforme Mourhir *et al.* (2014), há uma série de índices de qualidade da água com base em diferentes indicadores e métodos de agregação utilizados hoje em todo o mundo.

Índices de qualidade da água (IQA) foram elaborados e aplicados em vários países do mundo, como nos Estados Unidos, no Canadá, na Escócia, na Polônia e em vários estados do Brasil. O IQA desenvolvido pela Agência de Proteção Ambiental dos Estados Unidos (do inglês United States Environmental Protection Agency - USEPA) e Fundação Nacional de Saneamento (do inglês National Sanitation Foundation - NSF) é o índice mais aplicado e modificado em várias regiões do globo terrestre.

2.4 ÍNDICE DE QUALIDADE DAS ÁGUAS (IQA)

O IQA desenvolvido nos Estados Unidos foi resultado de um estudo realizado em 1970. A criação do IQA-NSF baseou-se em uma pesquisa de opinião junto a 142 especialistas em qualidade de águas, que indicaram as variáveis a serem avaliadas, o peso relativo e a condição com que se apresenta cada parâmetro, segundo uma escala de valores “rating”. Inicialmente, foram propostas 35 variáveis indicadoras de qualidade de água, mas somente nove foram selecionados. Para estes, a critério de cada profissional, foram estabelecidas curvas de variação da qualidade das águas de acordo com o estado ou a condição de cada parâmetro. Estas curvas de variação (Figura 1), sintetizadas em um conjunto de curvas médias para cada parâmetro, bem

como seu peso relativo correspondente (CETESB, SI; LIBÂNIO, 2008), de acordo com a sua importância no cálculo do IQA, são apresentados na Tabela 2.

O IQA-NSF foi desenvolvido para avaliar a qualidade da água bruta visando seu uso para o abastecimento público, após tratamento. Este é determinado pelo produto ponderado das qualidades da água correspondentes às variáveis demanda bioquímica de oxigênio (DBO), oxigênio dissolvido (OD), *Coliformes fecais*, nitrogênio nitrato, pH, temperatura, sólidos totais, fosfato total e turbidez. Os nove parâmetros utilizados no cálculo do IQA foram fixados em função da sua importância para a conformação global da qualidade da água são em sua maioria indicadores de contaminação causada pelo lançamento de esgotos domésticos (LIBÂNIO, 2008; BRASIL, 2009; CETESB, SI).

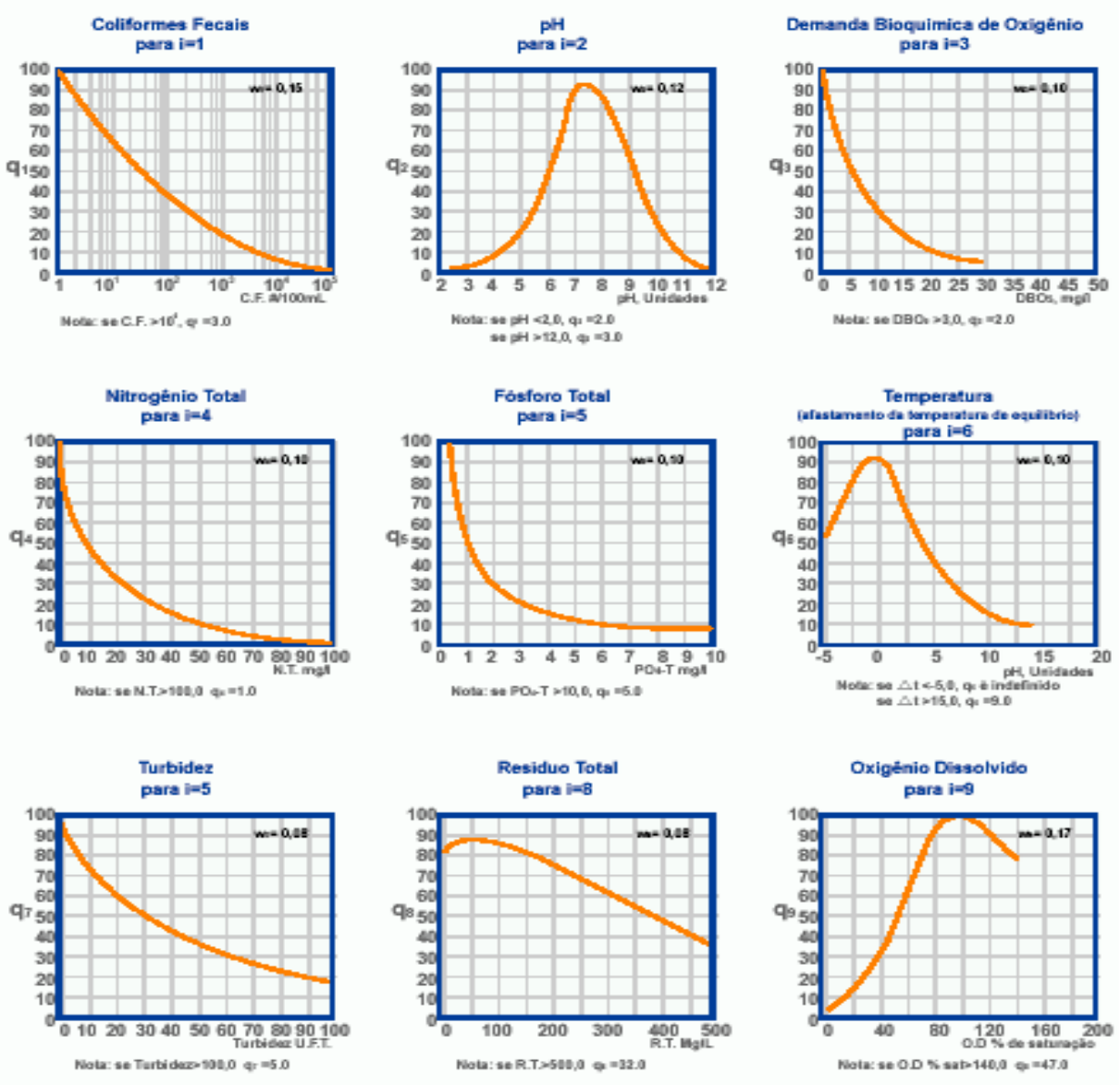
Tabela 2 - Parâmetros de Qualidade da Água do IQA e respectivo peso

Parâmetro de Qualidade da Água	**Peso (W)**
Oxigênio dissolvido (% OD)	0,17
Coliformes fecais (NMP/100 mL)	0,15
Potencial hidrogeniônico - pH	0,12
Demanda Bioquímica de Oxigênio - $DBO_{5,20}$ (mg/L)	0,10
Variação na Temperatura da água (ºC)	0,10
Nitrogênio Nitrato (mg/L NO_3)	0,10
Fósforo total (mg/L PO_4)	0,10
Turbidez (UNT)	0,08
Resíduo total (mg/L)	0,08

Fonte: CETESB (1997).

Além de seu peso (w), cada parâmetro possui um valor de qualidade (q), obtido do respectivo gráfico (Figura 1) de qualidade em função de sua concentração ou medida.

Figura 1 - Curvas médias individuais de variação dos parâmetros de qualidade das águas para o cálculo do IQA-CETESB.



Fonte: Agência Nacional de Àguas (2004)

O cálculo do IQA é feito por meio do produtório ponderado dos nove parâmetros, segundo a equação 1:

$$IQA = \prod_{i=1}^{n} q_i^{w_i} \quad (1)$$

Onde:

IQA: Índice de Qualidade das Águas, um número entre 0 e 100;

qi: qualidade do i-ésimo parâmetro, um número entre 0 e 100, obtido da respectiva "curva média de variação de qualidade", em função de sua concentração ou medida e,

wi: peso correspondente ao i-ésimo parâmetro, um número entre 0 e 1, atribuído em função da sua importância para a conformação global de qualidade, sendo que a equação 2:

$$\sum_{i=1}^{n} W_i = 1 \quad (2)$$

em que n é o número de parâmetros que entram no cálculo do IQA.

A partir do cálculo efetuado, pode-se determinar a qualidade das águas brutas, que é indicada pelo IQA, variando em uma escala de 0 a 100 que representa o nível de qualidade de água que varia de péssima à ótima, obtido da respectiva "curva média de variação de qualidade", em função de sua concentração ou medida (CETESB, SI; BRASIL, 2009; LIBÂNIO, 2008; ALMEIDA, 2007), representado na Tabela 3.

Tabela 3 - Classificação em faixas do IQA.

Nível de Qualidade	Intervalo do IQA
Ótima	79 < IQA ≤ 100
Boa	51 < IQA ≤ 79
Aceitável	36 < IQA ≤ 51
Ruim	19 < IQA ≤ 36
Péssima	IQA ≤19

Fonte: Libânio (2008).

A Companhia Ambiental do Estado de São Paulo (CETESB) adaptou e desenvolveu o IQA que incorpora nove variáveis básicas (Temperatura da Água, pH, Oxigênio Dissolvido, Demanda Bioquímica de Oxigênio, Coliformes Termotolerantes/E. coli, Nitrogênio Total, Fósforo Total, Sólido Total e Turbidez) consideradas relevantes para a determinação da qualidade das águas brutas. O cálculo do IQA é inviabilizado se não dispor do valor de alguma das nove variáveis. No IQA, não fazem parte e não são analisados os compostos orgânicos com potencial mutagênico, as substancias que afetam as propriedades organolépticas da agua, o potencial de formação de trihalometanos, pesticidas, número de células de cianobactérias e metais pesados (CETESB, SI).

A CETESB também utiliza o Índice de Qualidade de Águas Brutas para Fins de Abastecimento Público (IAP) e o Índice de Preservação da Vida Aquática (IVA).

O IAP foi criado por um Grupo Técnico composto por integrantes da CETESB, SABESP, institutos de pesquisa e universidades e é um índice para avaliar a água para consumo humano e recreação de contato primário. Ele é o produto do IQA com o Índice de Substância Tóxicas e Organolépticas (ISTO).

O ISTO é composto pelo grupo de substâncias tóxicas (potencial de formação de trihalometanos (PFTHM), número de células de cianobactérias, cádmio, chumbo, cromo total, mercúrio e níquel) e que afetam a qualidade organoléptica (ferro dissolvido, manganês, alumínio dissolvido, cobre dissolvido e zinco). Como referência, foram usados os padrões estipulados na Resolução CONAMA nº 357/05 e na Portaria nº 518/04, e, em casos omissos nessas legislações, balizou-se nos limites da Organização Mundial da Saúde (OMS) (OLIVEIRA *et al.*, 2014 apud CETESB, 2008).

Para cada parâmetro incluído no ISTO, são estabelecidas curvas de qualidade que atribuem ponderações variando de 0 a 1. As curvas de qualidade representadas através das variáveis potencial de formação de trihalometanos e metais foram construídas utilizando-se dois níveis de qualidade (qi), que associam os valores numéricos 1,0 e 0,5, respectivamente, ao limite inferior (LI) e ao limite superior (LS).

O IAP é calculado nos pontos de amostragem dos rios e reservatórios que são utilizados para o abastecimento público, segundo a equação 3:

$$IAP = IQA \times ISTO \quad (3)$$

Conforme Oliveira *et al.* (2014), o IAP tem baixa aplicabilidade devido ao número de parâmetros não rotineiramente monitorados pelos sistemas de abastecimento de água, o que faz com que tenha um custo elevado de implementação.

O Índice de Preservação da Vida Aquática (IVA) avalia a qualidade das águas para fins de proteção da fauna e flora em geral. O IVA leva em consideração a presença e concentração de contaminantes químicos tóxicos, seu efeito sobre os organismos aquáticos (toxicidade) e dois dos parâmetros considerados essenciais para a biota (pH e Oxigênio dissolvido) parâmetros esses agrupados no Índice de Variáveis Mínimas para a Preservação da Vida Aquática (IPMCA), bem como o Índice do Estado Trófico (IET).

O Índice de Parâmetros Mínimos para a Preservação da Vida Aquática (IPMCA), que se divide em dois grupos: a) grupo de variáveis essenciais (oxigênio dissolvido, pH e toxicidade) e b) o Grupo de substâncias tóxicas (cobre, zinco, chumbo, cromo, mercúrio, níquel, cádmio, surfactantes). Para cada parâmetro incluído no IPMCA, são estabelecidos três diferentes níveis de qualidade, com ponderações numéricas de 1 a 3 e que correspondem a padrões de qualidade de água estabelecidos pela Resolução CONAMA nº 357/05, que estabelecem limites máximos permissíveis de substâncias químicas na água, com o propósito de evitar efeitos de toxicidade crônica e aguda à biota aquática para as classes de enquadramento que se destinam à preservação da vida aquática.

O Índice do Estado Trófico (IET) elaborado por Carlson em 1977 e modificado por Toledo *et. al.* (1983) classifica os corpos d'água em diferentes graus de trofia, avalia o enriquecimento por nutrientes e seus efeitos relacionados ao crescimento excessivo de algas e cianobactérias. O estado trófico é avaliado utilizando-se os valores obtidos da transparência das águas pelo disco de Secchi, concentrações de fósforo total e *clorofila "a"* são aplicadas nas respectivas equações. Das três variáveis citadas para o cálculo do Índice do Estado Trófico, foram aplicadas apenas duas: clorofila a e fósforo total, uma vez que os valores de transparência muitas vezes não são representativos. O ecossistema é classificado em ultraoligotrófico ($IET \leq 47$), oligotrófico ($47 < IET \leq 52$), mesotrófico ($52 < IET \leq 59$), eutrófico ($59 < IET \leq 63$), supereutrófico ($63 < IET \leq 67$) e hipereutrófico ($IET > 67$), de acordo com o estado de trofia (PERNAMBUCO, 2005).

Desta forma, o IVA fornece informações não só sobre a qualidade da água em termos ecotoxicológicos, como também sobre o seu grau de trofia. A integração do IET e IPMCA revela a condição das águas do estuário através da equação 4:

$$IVA = (IPMCA \times 1{,}2) + IET \qquad (4)$$

Quando não houver o valor do IET, o mesmo é considerado igual a 1.

Os índices de comunidades (Fitoplanctônica, Zooplânctônica e Bentônica) também auxiliam no diagnóstico da qualidade para fins de preservação da vida aquática.

O Instituto Mineiro de Gestão das Águas (IGAM, 2014) desenvolveu um IQA substituindo o parâmetro *Coliformes termotolerantes* pelo *Escherichia coli, e* considera-se o resultado do cálculo da equação da qualidade (qs) da variação de temperatura constante e igual a 93 no cálculo desse indicador. Segundo o IGAM, as equações e as curvas desenvolvidas pela NSF levam em consideração as características dos corpos de água e variações climáticas dos EUA, sendo a variação de temperatura de equilíbrio o principal parâmetro afetado. Como no caso do Estado de Minas Gerais, os ambientes não recebem cargas térmicas elevadas, as equações não condizem com a realidade brasileira, pois a variação da temperatura de equilíbrio é próxima de zero. Os valores do índice variam entre 0 e 100, conforme a Tabela 4.

Tabela 4 - Classes do IQA-IGAM e significado

Valor do IQA_{IGAM}	**Classes**	**Significado**
$90 < IQA \leq 100$	**Excelente**	Águas apropriadas para tratamento convencional visando o abastecimento público.
$70 < IQA \leq 90$	**Bom**	
$50 < IQA \leq 70$	**Médio**	
$25 < IQA \leq 50$	**Ruim**	Águas impróprias para tratamento convencional visando o abastecimento público, sendo necessários tratamento mais avançados.
$IQA \leq 25$	**Muito Ruim**	

Fonte: IGAM (2012) e CETESB (2008) apud IGAM (2014)

A Agência Estadual de Meio Ambiente (CPRH) do Estado de Pernambuco adotou uma modificação no cálculo do IQA-NSF e IQA-CETESB, aplicando o *Coliformes termotolerantes,* no lugar de *Coliformes fecais* e o nitrogênio amoniacal, em vez do nitrogênio nitrato ou nitrogênio total. A CPRH utiliza o IQA baseando-se na análise de nove parâmetros: *Coliformes termotolerantes*, pH, demanda bioquímica de oxigênio, nitrogênio amoniacal, fósforo total, temperatura, turbidez, sólido total e oxigênio dissolvido (PERNAMBUCO, 2005), os quais são indicadores de poluição por efluentes domésticos.

Uma das formas de também avaliar a qualidade dos corpos d'água (ambientes lênticos e lóticos) do Estado de Pernambuco é utilizando o Índice do Estado Trófico (IET) de Carlson modificado por Toledo (1990). O estado trófico é avaliado utilizando-se os valores obtidos das concentrações de fósforo total, e *clorofila "**a**"* são aplicadas nas respectivas equações. O ecossistema é classificado em ultraoligotrófico ($IET \leq 47$), oligotrófico ($47 < IET \leq 52$), mesotrófico ($52 < IET \leq$

59), eutrófico (59 < IET ≤ 63), supereutrófico (63 < IET ≤ 67) e hipereutrófico (IET > 67), de acordo com o estado de trofia (PERNAMBUCO, 2005).

Na Tabela 5, apresenta-se um exemplo dos resultados obtidos do monitoramento da qualidade das águas das barragens de Utinga, Bita e rio Ipojuca apresentados no site da CPRH (http://www.cprh.pe.gov.br/), na forma de indicadores de qualidade, com o objetivo de proporcionar uma melhor comunicação com público interessado em geral.

Tabela 5 - Resultados do monitoramento da qualidade das águas das barragens de Utinga e Bita e rio Ipojuca na forma de indicadores da CPRH.

Estação	Corpo d'água	Local	Município	Data	AQA	IQA	IET
MA-02	Rio Utinga de Baixo	Na barragem Utinga, de captação da COMPESA	Cabo de Santo Agostinho	nov/2005	MP	BO(70)	EU(62)
				fev./2006	MP	BO(73)	EU(59)
				ago./2008	MC	OT(80)	ME(56)
MA-06	Rio Tabatinga	Na barragem Bita, de captação da COMPESA	Ipojuca	fev./2008	MC	OT(85)	ME(55)
				maio/2008	P	BO(76)	EU(60)
				dez/2012	P	OT(81)	ME(56)
IP-90	Rio Ipojuca	Ponte na PE-60, a jusante da Usina Ipojuca	Ipojuca	ago./2013	P	BO(56)	EU(61)
				dez/2013	MP	RU(21)	SE(65)
				abr/2014	P	BO(55)	ME(57)

Fonte: CPRH (SI)
Abreviatura: Avaliação da Qualidade da Água (AQA): NC = não comprometida (classe especial e 1), PC = pouco comprometida (classe 2), MC = moderadamente comprometida (classe 3), P = poluída (classe 4) e MP = muito poluída (Fora de classe); Índice de Qualidade da Água (IQA): OT= ótima (100-80), BO = boa (79-52), AC = aceitável (51-37), RU = ruim (36-20) e PE = péssima (19-0). Índice do Estado Trófico (IET): UO = ultraoligotrófico (≤ 47), OL = oligotrófico (48-52), ME = mesotrófico (53-59), EU = eutrófico (60-63), SE = supereutrófico (64-67) e HE = hipereutrófico (> 67).

Observa-se na Tabela 4 que os valores do IQA-CPRH das amostras das barragens de Utinga e Bita e rio Ipojuca divergem com o que foi apresentado no Quadro 2 da avaliação da qualidade da água com base nos usos preponderantes. Nota-se que o IQA-CPRH proporciona valores muito otimistas em relação ao estado real de degradação da qualidade das águas segundo os valores limites da resolução do CONAMA 357/05 para água doce de classe 2.

Conforme Silva, Aureliano e Lucena (2012), os resultados do monitoramento da Qualidade da Água dos 111 reservatórios do Estado de Pernambuco do ano de 2008 mostraram que utilizando o IQA-CETESB apresentavam limitações, não sendo suficientes para garantir a real qualidade das águas de nossos corpos hídricos. Apesar do Índice de Qualidade das Águas Brutas para Fins de Abastecimento

Público (IAP) da CETESB ser um índice de qualidade completo para monitoramento, fica inviabilizado pelo custo das análises de seus parâmetros.

Segundo ANA (SI), embora o IQA-NFS tenha sido elaborado para condições regionais do hemisfério norte, no Brasil ele tem sido aplicado como índice geral de qualidade das águas em corpos de água.

Os valores do IQA são classificados em faixas, que variam entre os estados brasileiros (Tabela 6).

Tabela 6 - Classificação do IQA nos estados brasileiros.

Faixas de IQA utilizadas nos seguintes Estados: AL, MG, MT, PR, RJ, RN, RS	Faixas de IQA utilizadas nos seguintes Estados: BA, CE, ES, GO, MS, PB, PE, SP	Avaliação da Qualidade da Água
91 - 100	80 - 100	**Ótima**
71 - 90	52 - 79	**Boa**
51 - 70	37 - 51	**Razoável**
26 - 50	20 - 36	**Ruim**
0 - 25	0 - 19	**Péssima**

Fonte: ANA (SI)

Segundo Simões *et al.* (2007), o emprego do IQA-NFS da maneira como proposto pela USEPA na década de 70, considerando ambientes de clima temperado, não é uma ferramenta adequada a todos os recursos hídricos disponíveis. As variáveis consideradas para o cálculo receberam pesos que podem não ser os mais adequados para cursos hídricos em clima tropical. As características dos corpos aquáticos devem ser levadas em consideração na escolha dos parâmetros físico-químicos que irão compor o índice a ser empregado para a avaliação da qualidade dos recursos hídricos.

Segundo Zucco *et al.* (2012), o índice de qualidade da água não leva em consideração o padrão de qualidade estabelecido pela resolução n° 357 do CONAMA de 2005. Os pesquisadores avaliaram a qualidade da água superficial em uma bacia agrícola empregando o índice de qualidade das águas de Bascarón (IQAb), bem como as frequências de atendimento e de superação dos padrões de qualidade estabelecidos pela legislação. O IQAb permitiu observar que alguns parâmetros utilizados não representam a evolução da qualidade das águas, dificultando sua aplicação no sistema de gestão. Pela análise da frequência de atendimento ao padrão de qualidade, foi verificada uma contribuição uniforme das concentrações de parâmetros físicos, químicos e microbiológicos, demonstrando um uso do solo mais homogêneo e distribuído ao longo da bacia. Segundo a Resolução

CONAMA n° 357/2005, as concentrações de alguns parâmetros de qualidade da água, como fósforo total, amônia e *Coliformes termotolerantes*, apresentaram-se fora dos padrões aceitáveis para a classe de qualidade da água. Apesar de ser uma bacia agrícola, os valores elevados destes parâmetros evidenciam uma poluição de origem pontual, como águas residuárias domésticas e de criação de animais.

Silva, Aureliano e Lucena (2012) propuseram um índice de qualidade de água bruta para abastecimento público (IQABP), buscando sua interação com parâmetros que possam aumentar a segurança na confiabilidade dos resultados, de forma a preservar a saúde da população, como também contribuir para fomentação de medidas de monitoramento e gestão da qualidade das águas superficiais das bacias hidrográficas e reservatórios pelas agências de controle. Segundo os pesquisadores, o IQABP indica valores mais representativos da real situação ambiental dos mananciais hídricos, bem como pode contribuir para um melhor direcionamento dos investimentos públicos.

Saad *et al.* (2007) analisaram a série histórica (1990 a 2006) dos valores do IQA registrados pela CETESB no Reservatório Tanque Grande da Serra da Cantareira, em Guarulhos (SP) e verificaram que o índice permaneceu a maior parte do tempo na faixa “Boa”, com oscilações eventuais para a faixa “Ótima” ou para a faixa “Regular”. Entretanto, ao analisar isoladamente as variáveis que compõem o IQA, os mesmos autores reportaram que a concentração de Coliformes termotolerantes tem aumentado paulatinamente, com picos de maior concentração no verão, e associaram esta tendência à alteração do padrão de uso e ocupação da bacia.

Piasentin *et al.* (2009) aplicaram o Índice de Qualidade da Água (IQA), utilizado pela CETESB, no Reservatório Tanque Grande, de agosto de 2007 e julho de 2008. As águas enquadraram-se principalmente na faixa “Boa” durante o período de estudo. Entretanto, a concentração de *Coliformes termotolerantes*, $DBO_{5,20}$ e fósforo total ultrapassaram os limites legais diversas vezes. Tais ocorrências devem estar ligadas às atividades econômicas realizadas nas sub-bacias do reservatório, além de mudanças na forma de ocupação do solo do entorno.

Conforme Lopes e Magalhães Jr (2010), as características naturais da bacia hidrográfica devem ser consideradas para uma utilização de IQA mais adequada, no intuito de se detectar possíveis interferências naturais que possam comprometer os resultados do monitoramento do corpo d’água, e ainda prejudicar a interpretação, e

a adoção de medidas corretivas adequadas. Conforme os pesquisadores, na maior parte do período monitorado, o IQA adotado para o Ribeirão de Carrancas apresentou valores que variaram de médio a ruim, caracterizando a degradação da qualidade das águas na bacia estudada, especialmente após o lançamento de esgotos sem tratamento prévio da área urbana. O IQA sofreu forte interferência dos baixos valores de pH verificado nas condições naturais na bacia hidrográfica gerando resultados incompatíveis com o estado de qualidade do corpo d'água.

Carvalho *et al.* (2000) estudaram a influência da intensa atividade pecuária e agrícola na qualidade da água das microbacias do Ribeirão do Feijão e Ribeirão da Onça (São Carlos/SP). O Índice de Qualidade da Água (IQA) foi estimado para avaliar os riscos destas atividades à potabilidade e balneabilidade de corpos aquáticos durante o verão e inverno de 1994 e 1995. Os parâmetros físico-químicos da água que tiveram uma variação sazonal foram: temperatura, turbidez, pH e oxigênio dissolvido. A temperatura da água, turbidez, pH e as bactérias fecais são altamente correlacionados e podem ser um dos fatores que causam a mudança do IQA por estações. Existe uma variação sazonal da qualidade da água dos ribeirões pelo IQA, que é melhor no inverno. Comparativamente, a água do Ribeirão do Feijão é de melhor qualidade que a água do Ribeirão da Onça. Os pesquisadores relatam que o emprego de índices de qualidade de água (IQA), que se baseiam principalmente em fatores limnológicos e físico-químicos, é uma forma de avaliar e monitorar os efeitos das atividades antrópicas da bacia hidrográfica sobre a qualidade da água.

Karbassi *et al.* (2011) afirmam que uma tentativa essencial tem que ser feita para desenvolver um índice de qualidade da água (IQA), correspondentes a diferentes condições e características relevantes do corpo da água ou rio, tais como as contribuições geográficas, hidrológicas, descarga e fontes de poluição. O índice não é especificamente voltado para a saúde humana ou da vida aquática.

Gharibi *et al.* (2012) dizem que os índices gerais tendem a subestimar a poluição da água, porque eles negligenciam os níveis de poluentes críticos (como metais pesados) na água. Em vez de se concentrar em um ou dois parâmetros individuais, índices apropriados devem empregar vários fatores de qualidade para a avaliação geral da qualidade da água potável.

Liu *et al. (2012)* aplicaram o índice de qualidade da água (IQA) para avaliar as mudanças espaço-temporais da qualidade da água na bacia do Rio Dongjiang no sul

da China durante o período de 2008 a 2010. Para o cálculo do IQA, os parâmetros adotados foram: temperatura, pH, oxigênio dissolvido, amônia, nitrito, nitrato e demanda química de oxigênio. Observaram que a aplicabilidade do IQA foi satisfatória na avaliação das variações globais de qualidade da água, na maioria dos pontos de amostragem de águas superficiais ao longo da bacia hidrográfica, em escala espacial e temporal no rio Dongjiang. A deterioração da qualidade da água pode ser atribuída ao aumento da população, as atividades antrópicas frequentes, descargas de esgoto e poluição não pontual da agricultura ao longo da bacia do rio Dongjiang.

De forma geral, pode dizer que o IQA é um instrumento matemático utilizado para transformar grandes quantidades de dados de caracterização da água e apresentam a vantagem de reunir uma média de diversas variáveis em um único número, combinando unidades de medidas diferentes (ALMEIDA, 2007; PERNAMBUCO, 2005).

No IQA existe uma grande perda de informação individual e de interação entre as variáveis. Além disso, a avaliação da qualidade da água sinteticamente, não revela o resultado quando algumas das outras variáveis deteriorar significativamente. Este índice apresenta limitações, já que não analisa vários parâmetros importantes para o abastecimento público, tais como substâncias tóxicas, protozoários patogênicos e substâncias que interferem nas propriedades organolépticas da água (BRASIL, 2009).

2.5 ESTATÍSTICA MULTIVARIADA

A estatística multivariada é um conjunto de métodos estatísticos utilizados em situações nas quais as variáveis são medidas simultaneamente, em cada elemento amostral. Em geral, as variáveis são correlacionadas entre si e quanto maior o número de variáveis, mais complexa torna-se a análise por métodos comuns de estatística univariada (MINGOTI, 2005).

Os métodos multivariados são utilizados e aplicados em diferentes áreas, como: Psicologia, Ciências Sociais, Biologia, Educação, Geografia, Química, Física, Engenharia, Ergonomia etc., e somente foi possível graças ao grande avanço da tecnologia computacional e ao grande número de softwares estatísticos com módulos de análise multivariada implementada (MINGOTI, 2005).

A estatística multivariada divide-se, basicamente, em dois grupos. O primeiro consiste em técnicas exploratórias de sintetização (ou simplificação) da estrutura de variabilidade dos dados, fazem parte os métodos de análise de componentes principais, análise fatorial, análise de correlações canônicas, análise de agrupamento, análise discriminante e análise de correspondência. O segundo consiste em técnicas de inferência estatística, encontram-se os métodos de estimação de parâmetros, testes de hipóteses, análise de variância, de covariância e de regressão multivariada (MINGOTI, 2005).

Segundo Mingoti (2005), os métodos de estatística multivariada são utilizados com o propósito de simplificar ou facilitar a interpretação do fenômeno que está sendo estudado através da construção de índices ou variáveis alternativas que sintetizem a informação original dos dados; construir grupos de elementos amostrais que apresentam similaridade entre si possibilitando a segmentação do conjunto de dados original; investigar as relações de dependência entre as variáveis respostas associadas ao fenômeno e outros fatores (variáveis explicativas), muitas vezes, com objetivos de predição, comparar populações ou validar suposições através de testes de hipóteses.

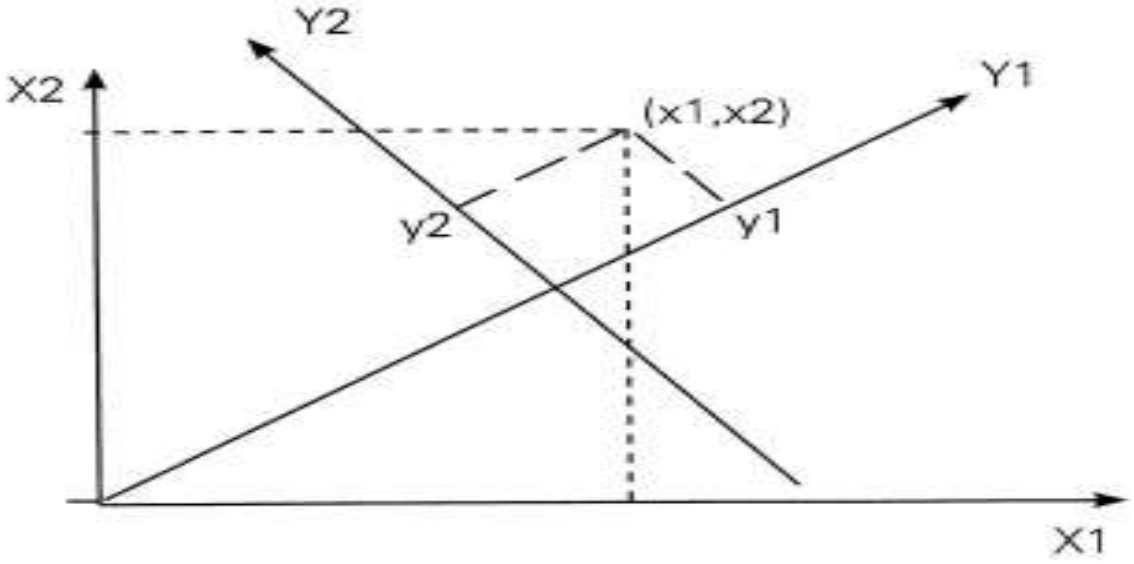
2.5.1 Análise dos Componentes Principais (ACP)

A Análise de Componentes Principais (*Principal Component Analysis,* popularmente conhecido por sua sigla em Inglês, PCA) é uma técnica multivariada de modelagem, introduzida por Karl Person (1901), que foi proposto aplicação na análise estatística dos dados psicológicos por Hotelling (1933) (MINGOTI, 2005; FERREIRA, 2011).

Segundo Mingoti (2005), o objetivo principal da ACP é o de explicar a estrutura de variância e covariância de um vetor aleatório, composto de *p*-variáveis aleatórias, através da construção de combinações lineares das variáveis originais. Estas combinações lineares são denominadas de componentes principais e são não correlacionadas entre si. Se tem *p*-variáveis originais é possível obter-se *p* componentes principais. Assim, p = 2 variáveis (X_1 e X_2), obteremos as combinações lineares $Y_1 = a_1X_1 + a_2X_2$ e $Y_2 = b_1X_1 + b_2X_2$.

A Figura 2 mostra uma ilustração gráfica das componentes principais no caso de duas variáveis.

Figura 2 - Interpretação geométrica da análise de componentes principais – *p* = 2.



Fonte: Mingoti (2005).

No entanto, em geral deseja-se obter "redução dos números de variáveis a serem avaliadas e interpretação das combinações lineares construídas", ou seja, a informação contida nas *p*-variáveis originais é substituída pela informação contida em *k(k<p)* componentes não correlacionados. Desta forma, o sistema de variabilidade do vetor aleatório composto das *p*-variáveis originais é aproximado pelo sistema de variabilidade do vetor aleatório que contém as k componentes principais. A qualidade da aproximação depende do número de componentes mantidas no sistema e pode ser medida através da avaliação da proporção de variância total explicada por essas (MINGOTI, 2005).

Mingoti (2005) relata que a obtenção das componentes principais envolve a decomposição da matriz de covariâncias do valor aleatório de interesse. Uma transformação muito usual é a padronização das variáveis do vetor pelas respectivas médias e desvios padrões, gerando-se novas variáveis centradas em zero e com variâncias iguais a 1.

As variáveis latentes são ordenadas em função de suas variâncias. A primeira variável latente é definida pela combinação linear de maior variância, a segunda por aquela que possui a segunda maior variância e assim sucessivamente até a *p*-ésima variável latente, de menor variância (FERREIRA, 2011). Em geral, as duas primeiras componentes principais são utilizadas com este propósito, pois são aquelas com maior percentagem de explicação em termos de variância total (MINGOTI, 2005).

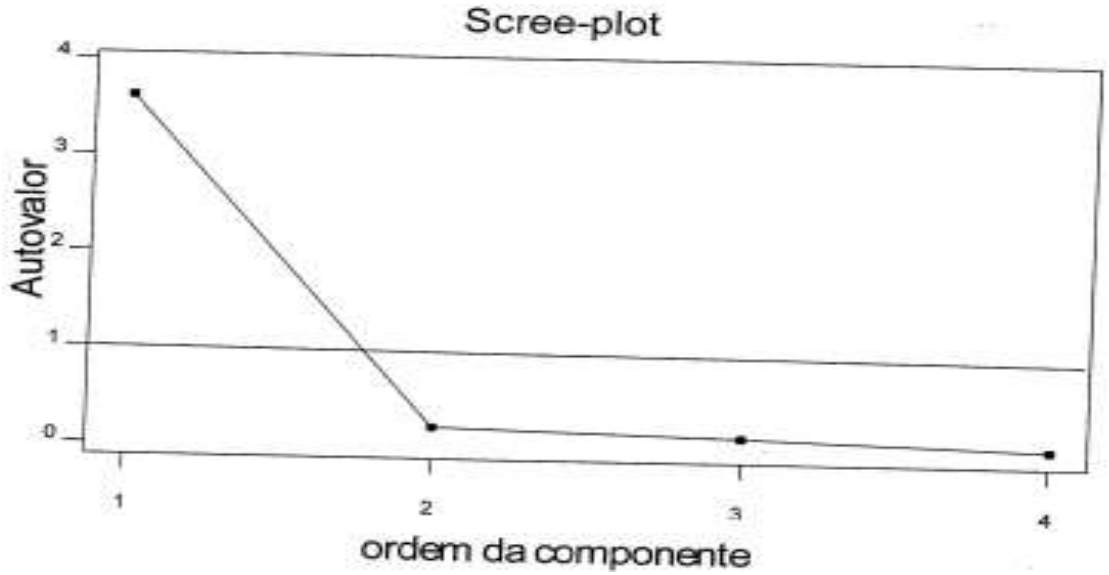
Conforme Ferreira (2011), com base na proporção da variação total, que o modelo de *k* componentes principais é responsável, podemos determinar o número de componentes que devem reter no modelo. Em muitos casos, as evidências empíricas e científicas nos conduzem a utilizar o critério de reter um número $k < p$ de componentes principais que contemplem pelo menos 70% da variação total.

O método Kayser Mayer Olkim (KMO) ou critério de Kaiser (1958) que também pode ser utilizado para a escolha do valor de k é o de manter no sistema apenas as componentes relacionadas àqueles autovalores $\hat{\lambda} \geq \mathbf{1}$**,** ou seja, mantem-se as combinações lineares que conseguem explicar pelo menos a quantidade de variância de uma variável padronizada. Componentes oriundos de autovalores iguais a zero sempre podem ser eliminados do sistema (MINGOTI, 2005).

O Critério de Cattell (1966) ou Diagrama de autovalores é um gráfico que pode auxiliar na escolha do valor k é o scree-plot (Figura 3), que é um gráfico dos autovalores em função da ordem das componentes principais, representando graficamente a porcentagem de variância explicada por componente. O gráfico sugere a escolha de k=1. Quando esta porcentagem reduz se aproximando de zero e a curva passa a ser quase paralela ao eixo das abscissas, as componentes correspondentes podem ser excluídas (MINGOTI, 2005).

A Figura 3 mostra o Scree-plot para os autovalores.

Figura 3 - Scree-plot dos autovalores das componentes principais.



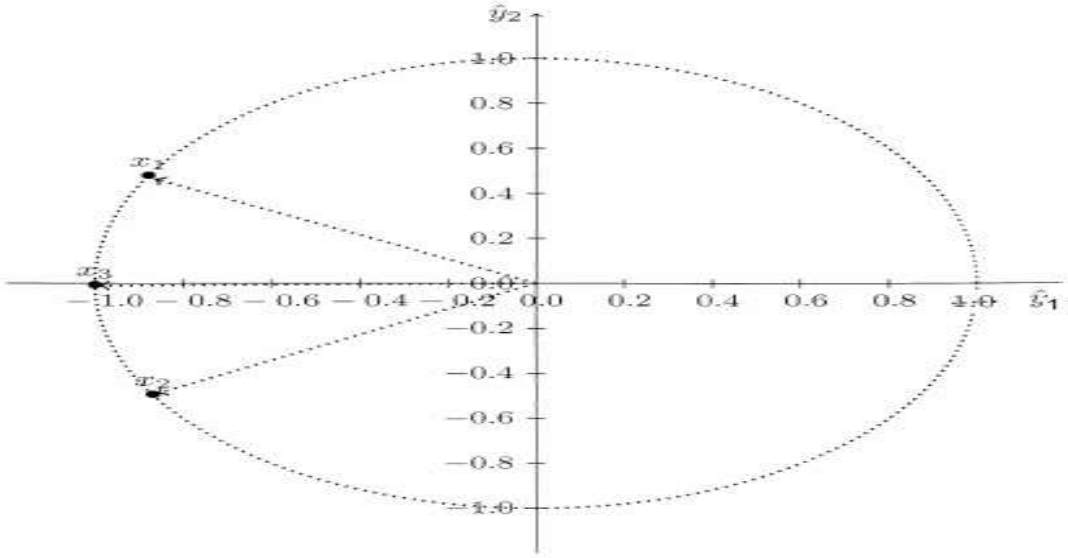
Fonte: Mingoti (2005).

2.5.1.1 Procedimentos gráficos

Segundo Ferreira (2011), uma maneira de mostrar o resultado final é plotar as correlações entre os componentes e as variáveis em um plano bidimensional dos componentes a partir da análise de componentes principais da matriz P. No gráfico, pode identificar quais variáveis agrupar e quais são mais fortemente correlacionadas com Y_1 e Y_2, e assim, obter uma interpretação para os componentes principais. O gráfico das correlações permite que identifiquemos as variáveis que são mais correlacionadas entre si. Os pontos que estão próximos à periferia, ou próximos da circunferência de raio 1, correspondem às variáveis mais bem explicadas pelos dois componentes principais mais importantes, enquanto aquelas que estão próximas do centro são pouco explicadas pelo modelo reduzido de componentes principais.

Na Figura 4, ilustra-se este tipo de gráfico.

Figura 4 - Dispersão das correlações entre os dois primeiros componentes principais mais importantes e as variáveis originais.

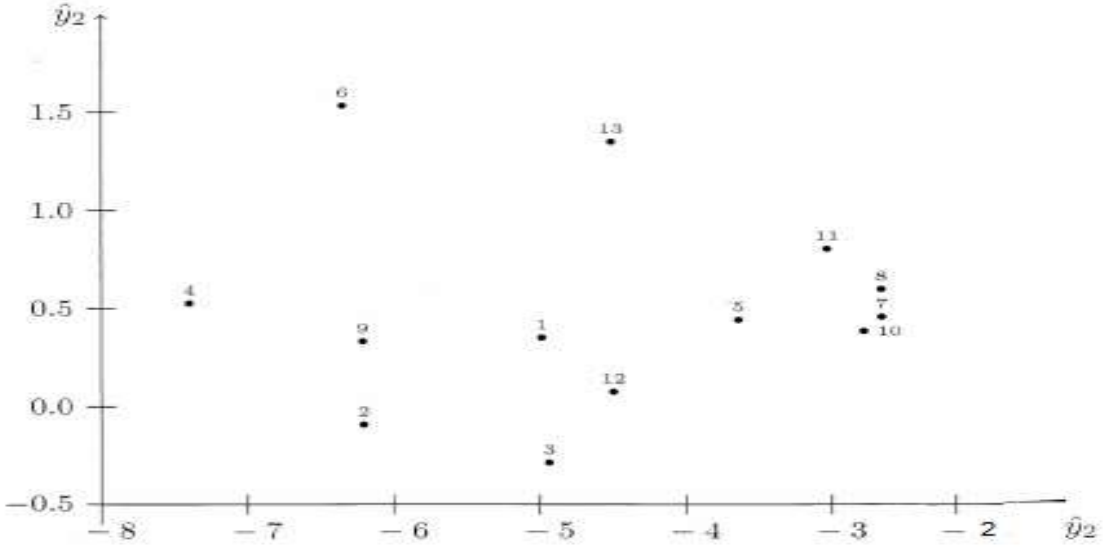


Fonte: Ferreira (2011).

Pode plotar em duas dimensões ou em algumas raras oportunidades, em três dimensões, as realizações dos componentes principais para a amostra aleatória, que são chamados de escores. O objetivo desses gráficos é proporcionar mecanismos visuais para agrupar objetos similares, quando cada observação amostral representar um determinado objeto. Os pontos amostrais que se posicionarem próximos no plano cartesiano são considerados similares e representam objetos que devem ser reunidos em um mesmo grupo (FERREIRA, 2011).

Na Figura 5, apresenta-se o gráfico dos escores dos dois mais importantes componentes principais.

Figura 5 - Dispersão dos escores dos dois componentes principais mais importantes.



Fonte: Ferreira (2011).

2.5.2 Análise dos Componentes Principais (ACP) via Matriz de correlação

Conforme Mingoti (2005), as componentes principais através da matriz de correlação P_{pxp} das variáveis X_i originais, i = 1,2,...,p.

Seja $Z_i = (X_i - \mu_i)/\sigma_i$, onde $E(X_i) = \mu_i$ e $Var(X_i) = \sigma_i^2$, i = 1,2,...,p. Com médias μ_i e variância σ_i^2. A matriz P_{pxp}, é a matriz de covariâncias das variáveis Z_i. A técnica de componentes principais (CPs) é aplicada à matriz P_{pxp}, as CPs construídas serão combinações lineares das variáveis X_i padronizadas.

Os autovalores da matriz por $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq ... \geq \lambda_p$ e os correspondentes autovetores normalizados por $e_1, e_2, ..., e_p$, onde $e_i = [e_{i1}\ e_{i2} ... e_{ip}]'$.

Então, a j-ésima componente principal da matriz P_{pxp}, i = 1,2,...,p é definida por:

$$Y_j = e_j`Z = e_{j1} Z_1 + e_{j2} Z_2 + ... + e_{jp} Z_p$$

Sendo que a variância de Y_j é igual a λ_j, j = 1,2,...,p, e a covariância entre Y_j e Y_k é igual a zero, para qualquer $j \neq k$.

Os coeficientes das componentes principais obtidos através da decomposição da matriz P_{pxp} não são numericamente iguais aos coeficientes obtidos através da matriz de covariâncias Σ_{pxp}. Em termos de variância total explicada, quando se utiliza a matriz $P_{pxp,}$ necessita-se de um número maior de componentes para explicar a

mesma quantidade de variância total obtida utilizando-se a matriz Σ_{pxp} (MINGOTI, 2005).

A análise de componentes principais pela matriz de correlação produz combinações lineares mais equilibradas entre si relativas a da percentagem de variância explicada. Cada componente tem um significado próprio e relevante, o que faz a variância total seja melhor distribuída entre as componentes, evitando-se a dominância por uma ou outra variável, ao contrário do que ocorreu na análise pela matriz de covariâncias que resultou em componentes menos informativas (MINGOTI, 2005).

Quando a matriz de correlação é utilizada para extração das componentes principais, a variância total é igual ao número de variáveis originais *p*.

Existem muitos exemplos na literatura que se utilizam da técnica da ACP. A título de ilustração, destacam-se as seguintes:

2.5.2.1 Redução de dimensionalidade

A análise de componentes principais (também conhecida na teoria da comunicação como a transformação de Karhumen-Loève) maximiza a taxa de redução da variância. Da perspectiva de reconhecimento estatístico de padrões, o valor prático da análise de componentes principais é que ela fornece uma técnica efetiva para redução de dimensionalidade. Em particular, podemos reduzir o número de características necessárias para a representação efetiva de dados descartando aquelas combinações lineares da $x = \sum_{j=1}^{m} a_j q_j$ que têm variâncias pequenas e retendo apenas aqueles termos que têm variâncias grandes (HAYKIN, 2001).

Segundo Zimmerman *et al.* (2008), a ACP pode ser considerada como uma técnica de compressão, permitindo reduzir a dimensionalidade da matriz de dados que resulta num menor número de componentes principais que explica a maioria das variâncias dos dados de origem, sem perda relevante de informação.

Pinto *et al*. (2013) afirmam que a utilização de um grande número de indicadores de qualidade de água torna oneroso o monitoramento dos corpos hídricos a longo tempo. Nesse sentido, a Análise de Componentes Principais (ACP) pode ser considerada como uma técnica promissora de grande auxílio na gestão dos

recursos hídricos, pois permite diminuir a dimensionalidade dos dados, facilitando a sua análise.

Bollmann e Marques (2000) empregaram a ACP para avaliar os resultados analíticos obtidos na associação entre as variáveis e na escolha dos parâmetros ambientais mais significativos.

Pimentel (2011) comparou a utilização ou não da ACP na melhoria da eficiência na modelagem de redes neurais do tipo Perceptron Multicamadas (MLP) e Funções de Base Radial (RBF). Observou que o teste da rede RBF com ACP, com os dados do reservatório Marcela-SE, foi a melhor para representar a inferência da clorofila-a, porém no segundo teste, com os dados dos reservatórios das Bacias de Pernambuco, foi a rede MLP com ACP quem melhor determinou.

2.5.2.2 Seleção de variáveis

Segundo Haykin (2001), um problema comum em reconhecimento de padrões é a seleção das características ou extração de características. A seleção de características se refere a um processo que, em teoria, tem exatamente a mesma dimensão que o espaço original de dados.

Em muitos estudos avaliamos um grande número de variáveis *p*, mas poderíamos ter mensurado apenas um número *k* menor delas que teríamos virtualmente a mesma quantidade de informação contida no conjunto todo (FERREIRA, 2011).

Conforme Mingoti (2005), a análise de componentes principais pode também ser utilizada como método de seleção de variáveis. De cada componente Y_i, pode selecionar m_i variáveis que aparecem com maiores coeficientes, em valor absoluto.

Ceballos e Bastos (1998) monitoraram três reservatórios nordestinos, no Estado da Paraíba, e aplicaram a técnica de Análise de Componentes Principais (ACP), concluindo que as principais influências antropogênicas deste ecossistema eram despejos de esgotos domésticos e escoamento da agricultura e de pasto, podendo inferir que os sete parâmetros de qualidade utilizados não foram suficientes para delinear o estado trófico e sanitário desses ecossistemas.

Simões (2007) relata que o emprego da ACP distingue quais parâmetros provocam maior impacto em cada ponto de coleta e mostrou-se promissor para escolha das variáveis ambientais.

2.5.2.3 Classificação

Segundo Mingoti (2005), muitas são as situações que se tem um conjunto de dados e se busca uma divisão desses dados em grupos, de modo que os grupos tenham coesão interna e sejam heterogêneos entre si.

Conforme Liu, Chen e Dong (2011), a ACP tem sido amplamente utilizada como uma técnica de extração de características para aplicações de avaliação da condição.

2.5.2.4 Construção de Índices

De acordo com Mingoti (2005), muitas vezes, coletam-se diversas variáveis que descrevem um fenômeno, com o intuito de construir algum índice específico relativo à sua quantificação. A função básica do índice é de sintetizar em uma única variável a informação de todas as variáveis que foram medidas sobre o fenômeno, sendo que seus valores podem ser analisados por métodos de estatística univariada. As técnicas estatísticas como análise de componentes principais, análise fatorial e análise de correlações canônicas são úteis na construção desses índices. Muitas vezes, os índices representam medidas de qualidade ou desempenho.

Segundo Simões *et al.* (2007), o índice elaborado a partir da análise estatística multivariada (AEM) é mais restrito do que o índice da "National Sanitation Foundation" (NFS) rotineiramente usado para inferir a qualidade da água.

Segundo Nunes *et al.* (2003), a aplicação da ACP permitiu caracterizar os diferentes pesos de cada um dos indicadores no cálculo do índice de qualidade de água (IQA), permitindo assim a geração de um IQA específico para as condições do Serra da Mantiqueira.

Mingoti *et al.* (1998a) construiram um índice de qualidade de água para bacia do rio Piracicaba e parte do médio rio Doce usando informações de variáveis físico-químicas e biológicas como oxigênio dissolvido, pH, condutividade elétrica, *clorofila a*, número de espécies distintas, índice de riqueza, densidade de organismos etc. Várias estações de amostragem são alocadas ao longo da bacia e amostras de água são coletadas em determinados períodos. Através da construção dos índices de qualidade, foi possível avaliar quais regiões da bacia apresentavam águas de melhor qualidade. Além disso, através de métodos de regressão linear multivariada,

foi possível avaliar a existência de relação dos índices de qualidade com a localização das estações, com a época da coleta de dados, como o mês do ano e a estação de seca e de chuva, com o tipo de atividade desenvolvida nas imediações da estação de amostragem (siderurgia, reflorestamento, esgoto urbano, mineração etc.) e outros fatores de interesse.

Pinto *et al*. (2013) propuseram um índice de qualidade de água (IQA) para a região das nascentes do Rio Grande, em duas situações de uso do solo (uma sub-bacia sob a Mata Atlântica e outra predominantemente sob pastagem) na Serra da Mantiqueira, Minas Gerais. Os indicadores com maiores pesos, segundo a ACP, foram os *Coliformes totais*, nitrato, *Coliformes termotolerante*, demanda química de oxigênio e temperatura. A sub-bacia sob Mata Atlântica apresentou os melhores resultados de IQA, denotando a importância desse tipo de ambiente na manutenção da qualidade da água dos mananciais na região da Serra da Mantiqueira.

2.6 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL (IA)

A inteligência artificial estuda como as pessoas resolvem problemas e como as máquinas podem emular este comportamento humano de “solução de problemas”, fazendo com que as máquinas sejam mais atribuídas de características da inteligência humana (SIMÕES; SHAW, 2007).

Najah *et al.* (2012) dizem que modelos de qualidade de água devido ao tamanho e heterogeneidade do conjunto de possíveis variáveis de entrada, bem como a natureza não-linear do problema, métodos convencionais não são promissores. Para este fim, as técnicas de inteligência artificial (IA) são capazes de imitar esse comportamento e complementar a deficiência. Recentemente, a IA tem sido aceita como uma alternativa eficiente para modelagem de sistemas não-lineares complexos.

2.6.1 Sistemas Inteligentes (SI)

Segundo Simões e Shaw (2007), os sistemas inteligentes são aqueles que *fornecem respostas que solucionam problemas*, tais respostas apropriadas às situações específicas destes problemas, mesmo considerando que sejam novas ou inesperadas, fazendo com que tal comportamento seja “único” ou até mesmo

considerado criativo. A operação de sistemas inteligentes é geralmente associada às analogias com sistemas biológicos: ao se observar uma pessoa cumprindo determinadas tarefas de controle, reconhecendo padrões, ou tomando decisões.

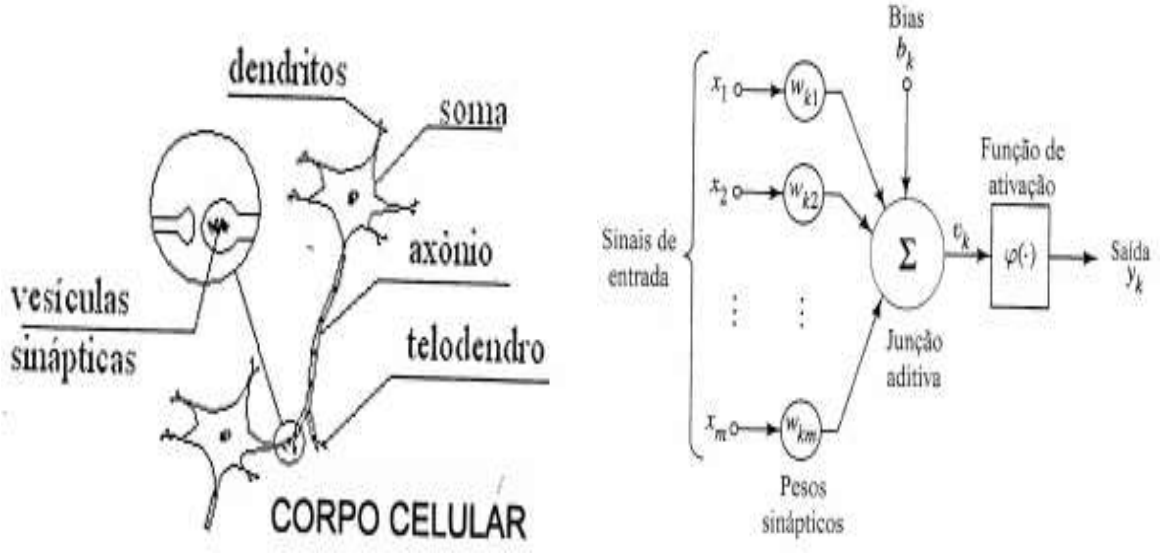
Aos sistemas inteligentes pertencem as redes neurais, lógica fuzzy, sistemas especialistas, algoritmos genéricos dentre outras.

2.6.1.1 Redes Neurais Artificiais (RNA ou ANN)

Provavelmente, as Redes Neurais Artificiais (RNA) são a mais antiga técnica de I.A. em uso. Este instrumento foi desenvolvido na década de 40, pelo matemático Walter Pitts e pelo neurofisiologista McCulloch. A ideia era fazer uma analogia entre neurônios biológicos (células nervosas vivas) e circuitos eletrônicos (processo eletrônico binário), capaz de simular conexões sinápticas pelo uso de resistores variáveis e amplificadores (LUDWIG JR; MONTGOMERY, 2007; CALDEIRA *et al.*, 2007). A descrição matemática do neurônio biológico resultou em um modelo de neurônio artificial com *n* terminais de entrada (dendritos) que recebem os valores x_1, x_2, ..., x_n (que representam as ativações dos neurônios anteriores) e apenas um terminal de saída *y* (representando o axônio). Para representar o comportamento das sinapses, os terminais de entrada do neurônio têm pesos acoplados w_1, w_2,..., w_n, cujos valores podem ser positivos ou negativos, dependendo das sinapses correspondentes serem inibitórias ou excitatórias. O efeito de uma sinapse particular i no neurônio deve pós-sinápticos é dado por $x_i w_i$. Os pesos determinam “em que grau” o neurônio deve considerar sinais de disparo que ocorre naquela conexão (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR, 2007).

A Figura 6 mostra uma comparação entre o neurônio biológico e matemático.

Figura 6 - Representação de um (a) neurônio biológico e (b) neurônio matemático.



Fonte: Ludwig Jr e Montgomery (2007) e Haykin (2001).

Segundo Valença e Ludemir (1999), o neurônio matemático é constituído basicamente de uma função de combinação e uma função de transferência. A função de combinação é responsável por compor a informação de entrada do neurônio. Os pesos das conexões (ou sinápticos, em analogia com o neurônio biológico) representam, matematicamente, a importância de cada informação, com relação a um dado neurônio. A função de ativação é responsável pela intensidade do sinal a ser transmitido pelas conexões para os neurônios das camadas adjacentes. Tipicamente, o intervalo unitário fechado (0,1) ou, alternativo, (-1,1).

Frank Rosenblatt, em 1957, criou a rede neural Perceptron. John Hopfield, em 1982, descreve um modelo de rede neural, baseado no sistema nervoso de uma lesma (LUDWIG JR e MONTGOMERY, 2007).

Redes neurais artificiais (RNA) são modelos matemáticos que vêm sendo desenvolvidos nos últimos anos, e que, de maneira geral, procuram imitar o funcionamento do celebro humano (VALENÇA e LUDEMIR, 1999).

Conforme Mingoti (2005), os métodos de redes neurais artificiais (RNA) são métodos computacionalmente intensivos e fundamentados na estrutura neural de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento através da experiência.

Em geral, os dados amostrais são divididos em dois conjuntos ou duas fases de processamento. O primeiro serve para aprendizado ou treinamento da rede, onde os pesos de suas conexões são ajustados de acordo com os padrões apresentados, ou seja, a rede possui a propriedade de modificar-se em função da necessidade de

aprender a informação que lhe foi apresentada. Nessa fase, a rede neural extrai regras básicas a partir de dados reais, ao contrário de outros métodos nos quais as regras (modelos) já estão prefixadas, como os métodos de agrupamento. O segundo conjunto serve para aplicar ou testar a qualidade de treinamento da rede, ou seja, é a maneira pela qual a rede responde a um estimulo de entrada sem que ocorram modificações na sua estrutura (MINGOTI, 2005; CALDEIRA *et al.,* 2007).

As redes neurais emulam as funções biológicas de baixo nível em nosso cérebro para resolver tarefas de controle. Redes neurais têm a capacidade de aprender como controlar um sistema, através de exemplos numéricos entre dados de entrada e saída do mesmo (SIMÕES; SHAW, 2007).

As arquiteturas neurais são tipicamente organizadas em camadas, com unidades que podem estar conectadas às unidades de camadas posterior. Tem-se a camada de entrada (*input layer*), na qual os padrões são apresentados à rede, às camadas intermediárias ou ocultas (*middle layers*), em que se faz a maior parte do processamento de aprendizado da rede e a camada de saída (*output layer*), na qual os resultados finais são apresentados. No caso especifico de análise de classificação (*cluster)*, as variáveis de entrada são as p-variáveis resposta, e as variáveis de saída são as categorias que indicam a que grupo cada elemento amostral foi locado na rede (MINGOTI, 2005).

Segundo Caldeira *et al.* (2007), uma rede neural artificial é uma combinação de neurônios artificiais, suas conexões e algoritmo de aprendizado usado para o treinamento. Para caracterizar esses agrupamentos de neurônios, devem ser considerados:

- O número de camadas da rede;
- O número de neurônios por camada;
- O tipo de conexões: feedforward, feedback, lateral;
- O grau de conexidade entre os neurônios: um a um, total, randômico etc.

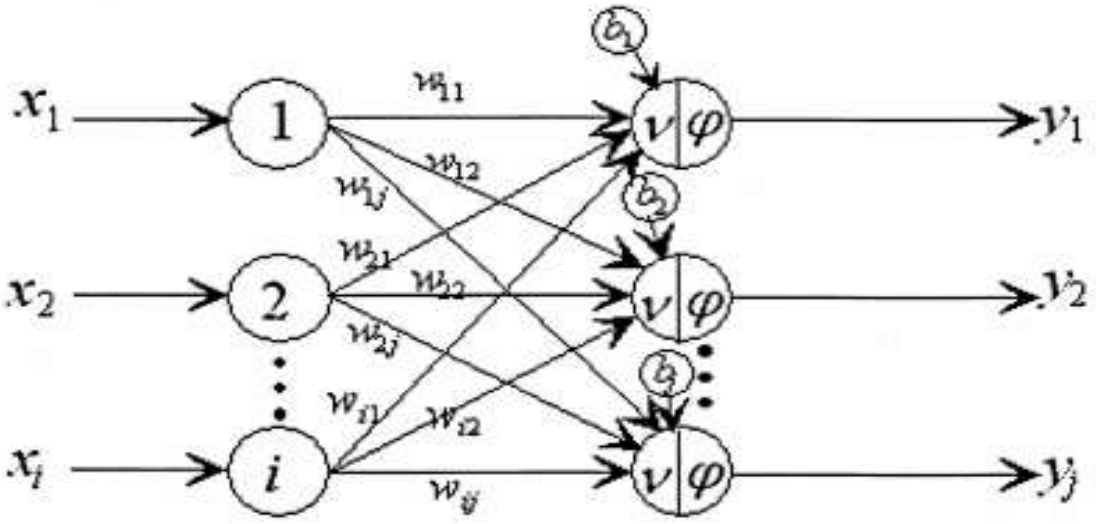
2.6.1.1.1 Rede Perceptron

No final da década de 1950, Frank Rosenblatt criou uma genuína rede de múltiplos neurônios do tipo discriminadores lineares e chamou esta rede de perceptron (KOVÁCS, 2006).

Dentre os tipos de redes neurais existentes, o perceptron é a arquitetura mais simples, apresentando apenas um conjunto de neurônios de entrada e um conjunto de neurônios de saída, sem haver nenhuma camada de neurônios intermediária (LUDWIG JR; MONTGOMERY, 2007).

A Figura 7 ilustra a arquitetura de uma rede perceptron.

Figura 7 - Arquitetura de uma rede neural perceptron.



Fonte: Ludwig Jr e Montgomery (2007).

Segundo Caldeira *et al.* (2007), é uma rede com uma única camada cujos pesos (w_i, R) e erros (b) podem ser treinados para se obter um vetor esperado dado um vetor de entrada (p(1); p(2);... p(R)), sendo R o número de entradas. Cada entrada é ponderada com peso w_{1j}, e a soma das entradas ponderadas é a entrada da função de transferência cuja saída é 0 ou 1. Essa função divide o espaço de saída em duas regiões. Logo, essa rede pode ser usada para classificação.

As redes de uma única camada têm a limitação de resolver apenas problemas com características lineares. As não lineares são inerentes à maioria das situações e problemas reais, sendo necessárias à utilização de estruturas com características não-lineares para solução de problemas de maior complexidade (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR,2007).

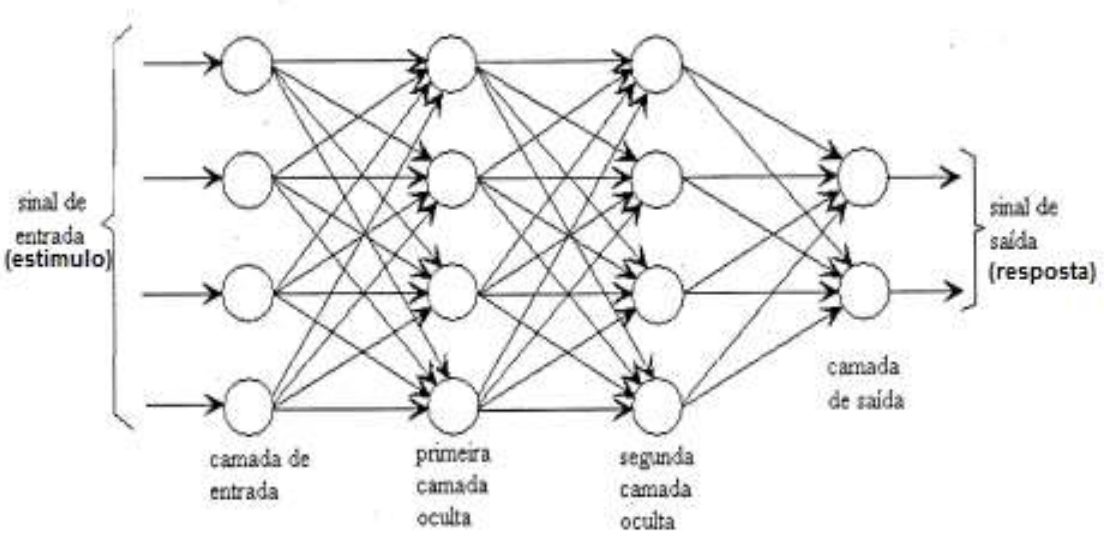
2.6.1.1.2 Rede Perceptrons de Múltiplas Camadas (rede MLP)

A necessidade de imitar o cérebro humano e sua inteligência e processos de aprendizagem levaram à estrutura de uma nova estratégia, que foi introduzir camadas de neurônios internas, entre as entradas e as saídas da rede neural, levando a um avanço e à retomada dos estudos de inteligência artificial utilizando esta ferramenta matemática (LUDWIG JR; MONTGOMERY, 2007).

O perceptron de múltiplas camadas (do inglês Multi Layer Perceptron - MLP) é uma rede com uma camada de entrada ou camada sensorial, que possui tantos nós de entrada quanto forem os sinais de entrada, uma ou mais camadas ocultas de neurônios e uma camada de saída com um número de neurônios igual ao número de sinais de saída. O sinal de entrada se propaga para frente através das camadas até a camada de saída, ou seja, é uma rede alimentada para frente (LUDWIG JR; MONTGOMERY, 2007).

A Figura 8 mostra a arquitetura de uma rede perceptron de múltiplas camadas com duas camadas ocultas e uma camada de saída.

Figura 8 - Arquitetura de um perceptron de múltiplas camadas com duas camadas ocultas.



Fonte: Haykin (2001)

As entradas líquidas (net_j) dos neurônios da camada escondida são dadas por (VALENÇA, 2005):

$$net_{1,2} = w_{0,1}.x_0 + w_{1,1}.x_1 + w_{2,1}.x_2 + w_{3,1}.x_3$$

$$net_{2,2} = w_{0,2}.x_0 + w_{1,2}.x_1 + w_{2,2}.x_2 + w_{3,2}.x_3$$

$W_1X_1, W_2X_2, \ldots, W_nX_n$

O neurônio totaliza todos os produtos e o resultado somatório é denominado pela letra ν, definido como:

$$\nu = \sum_{i=0}^{n} W_i X_i \tag{5}$$

Segundo Kovács (2006), Rummelhart, Hinton e Williams elaboraram e popularizaram o algoritmo de retropropagação, ou da backpropagation do erro, para as redes de neurônios de múltiplas camadas resolvendo uma das limitações fundamentais no treinamento de redes complexas.

A RNA MLP é treinada de forma supervisionada, através da regra de aprendizagem que minimiza o erro. O mecanismo utilizado para a aprendizagem é conhecido como *algoritmo de retropropagação* do erro (LUDWIG JR; MONTGOMERY, 2007).

Utilizando-se o gradiente descendente, o princípio do algoritmo é estimar o erro das camadas de saída. Assim o erro de saída da rede é calculado e este retroalimentado para as camadas intermediárias, possibilitando o ajuste dos pesos proporcionalmente aos valores das conexões entre camadas. A utilização do gradiente descendente requer o uso de funções de ativação continuas e diferenciáveis (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR,2007).

Segundo Ludwig Jr e Montgomery (2007), no MLP, o sinal de erro do neurônio de saída j, na iteração n, é definida por:

$$E_j(n) = d_j(n) - y_j(n),$$

em que:

y_j (n) é a resposta calculada para o neurônio j;

d_j(n) é a resposta desejada para o neurônio j.

O sinal de erro global e instantâneo da rede, para os J neurônios da camada de saída, na iteração n, é definido por:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{J} e_j^2\,(n) \tag{6}$$

O erro de cada neurônio é elevado ao quadrado para evitar que um erro negativo oriundo de um neurônio compense um erro positivo de outro. O importante

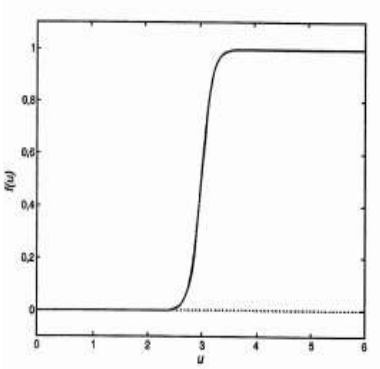
é a distância euclidiana entre a resposta desejada e calculada pela rede (LUDWIG JR; MONTGOMERY, 2007).

As funções de ativação ou transferência mais comumente utilizadas são as funções sigmoidal logística, tangente hiperbólica, reta (ou linear), degrau unitário, Siebert.

Comparação dos gráficos e funções de ativação mais comumente empregados na modelagem de neurônios (VALENÇA; LUDEMIR, 1999; KOVÁCS, 2006; VALENÇA, 2010):

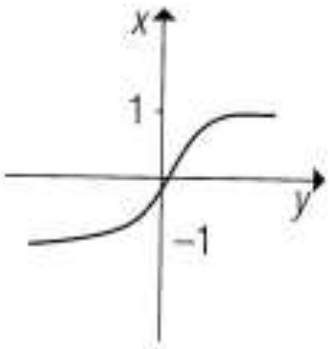
Função Sigmoidal Logística

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}}$$



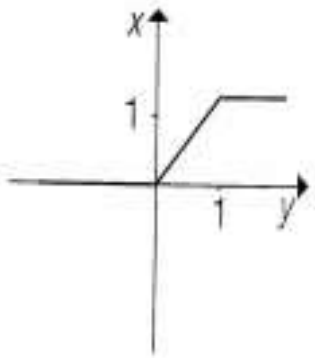
Função Sigmoide

$$y = f(x) = \begin{cases} 1 - \dfrac{1}{1+x} & x \geq 0 \\ -1 + \dfrac{1}{1-x} & x < 0 \end{cases}$$



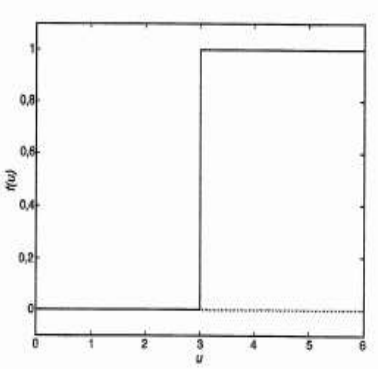
Função Rampa

$$y = f(x) = \begin{cases} 0, x < 0 \\ x, 0 \leq x \leq 0 \\ 1, x > 1 \end{cases}$$



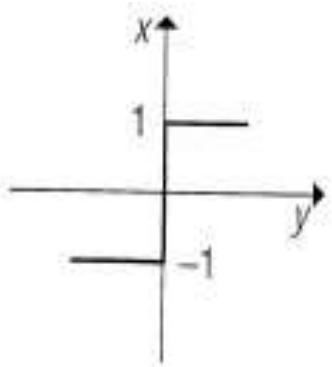
Função Degrau

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1, \forall v \geq 0 \\ 0, \forall v < 0 \end{cases}$$



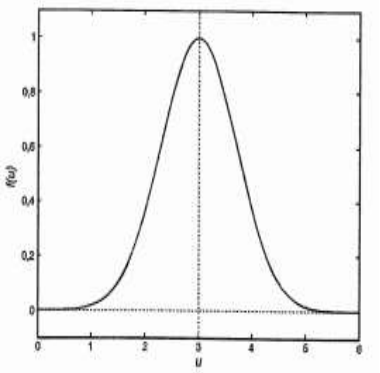
Função Degrau

$$y = f(x) \begin{cases} -1, x < 0 \\ 1, x \geq 0 \end{cases}$$



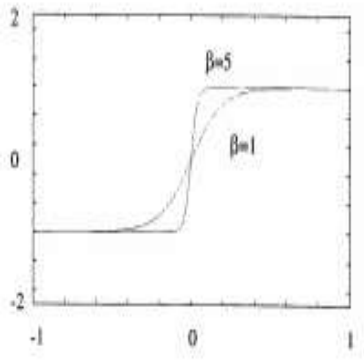
Função Gaussiana

$$\varphi(v) = e^{-v^2}$$



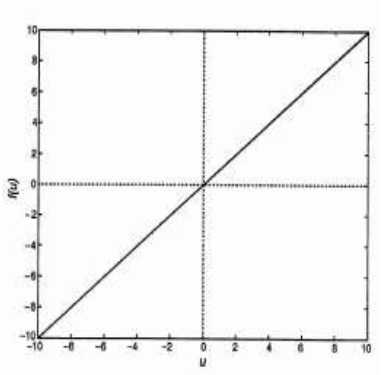
Função Tangente Hiperbólica

$$y = \tanh(\beta x)$$



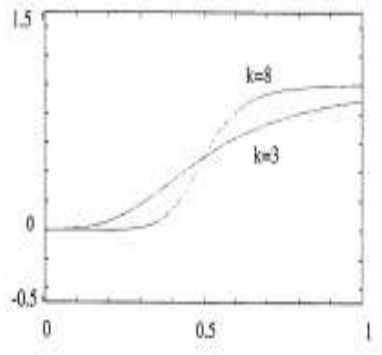
Função Linear

$$\varphi(v) = k.v$$



Função Sibert

$$y = \frac{x^k}{(x^k + 0{,}5^k)}$$



A função de ativação é responsável por gerar a saída *y* do neurônio a partir dos valores dos vetores de peso w= (w_1, w_2,...,w_n)^T e de entrada x= (x_1, x_2, ..., x_n)^T.

Nas redes MLP deve-se utilizar funções de ativação não-lineares pelo menos uma das camadas intermediárias. Assim, as redes MLP caracterizam-se pela utilização de funções sigmoides (unipolares ou bipolares) nas camadas intermediárias e sigmoides ou lineares na saída (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR,2007).

Entretanto, um MLP usado como classificador de padrões, as camadas ocultas e de saída são normalmente todas não-lineares. Quando o MLP é usado para resolver problemas de regressão não-linear, uma camada linear para a saída é normalmente a escolha preferida (HAYKIN, 2001).

Redes MLPs apresentam um poder computacional maior do que aquele apresentado pelas redes de uma única camada. Em problemas de classificação, as redes MLPs podem lidar com conjuntos de dados que não sejam linearmente separáveis (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR, 2007).

2.6.1.1.3 Rede com Funções de Base Radial (redes RBF)

As redes com funções de base radial (do inglês Radial Basis Function – RBF Networks) surgiram em 1988 como possível alternativa às redes MLP (VALENÇA, 2010) com apenas uma camada escondida, para a qual a saída é uma função linear das unidades escondidas (VALENÇA; LUDERMIR, 1999).

A modelagem com redes RBF novamente encontra precedentes nas redes biológicas nas quais são identificados em algumas estruturas corticais e em retinas, células altamente sintonizadas em torno de campos receptivos (KOVÁCS, 2006).

Redes RBF combinam vários conceitos da teoria de aproximação de funções, classificação (*clustering),* e redes neurais artificiais, tornando-as bastante adequadas à aplicação em situações práticas, como na aproximação de funções multivariáveis, reconhecimento de padrões, em que as saídas da rede são encaradas como estimadores clássicos (CALDEIRA *et al.,* 2007).

As redes RBF apresentam rápida aprendizagem e facilidade de projeto. Em alguns casos, o número de centros numa RBF (unidades escondidas) pode ser muito maior do que o número de unidades escondidas numa MLP projetada para o mesmo problema (VALENÇA; LUDERMIR, 1999).

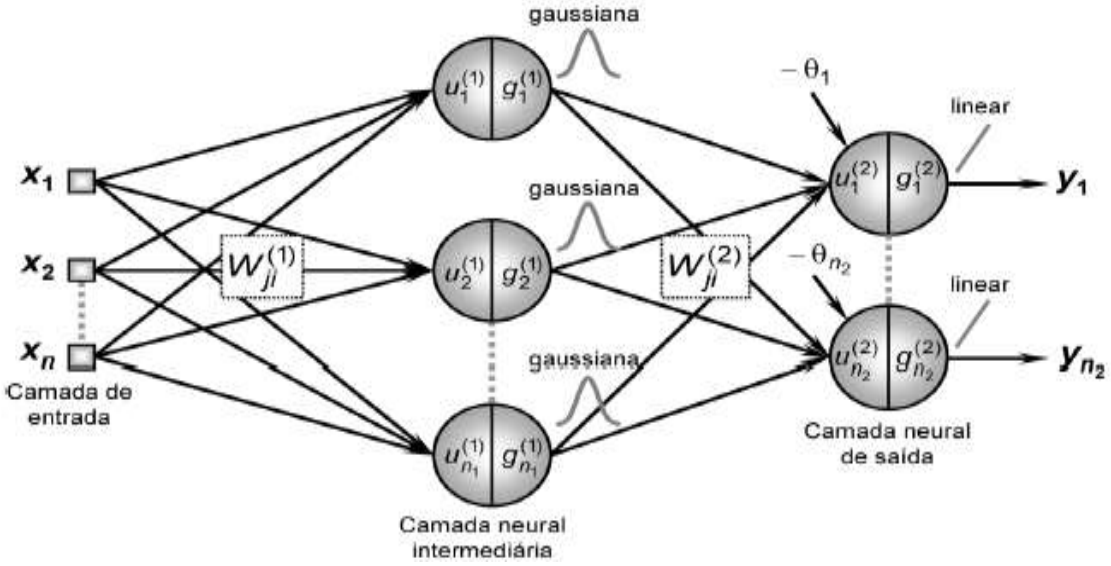
As redes RBF representam a informação de forma localizada, facilitando a interpretação dos parâmetros de cada função componentes. Além disso, é possível aproveitar a arquitetura final de dada RBFN para construção de sistemas *fuzzy* com funcionalidade similar a da rede recém-treinada (CALDEIRA *et al.,* 2007).

O treinamento das redes RBF mais empregado é denominado de treinamento híbrido por utilizar uma aprendizagem não supervisionada, para determinar os parâmetros das funções de base radial da camada escondida e um aprendizado supervisionado para ajustar os pesos que ligam a camada escondida a de saída (VALENÇA, 2010).

O treinamento supervisionado da rede RBF consiste na determinação de valores paramétricos adequados para as várias grandezas que definem (pesos, raios e coordenadas dos centros de cada *kernel*), usando um conjunto de pontos (Training set) como modelo (CALDEIRA *et al.,* 2007).

A Figura 9 ilustra uma arquitetura de rede RBF.

Figura 9 - Topologia da Redes de Bases Radiais (RBF).



Essa arquitetura permite treinamento por meio de inúmeras técnicas, tanto determinístico quanto estocásticas. As redes RBF apresentam duas camadas de processamento: na primeira, a entrada é mapeada em cada uma das RBFs na camada intermediaria (CALDEIRA *et al.,* 2007). Os neurônios utilizam as funções de ativações radiais, como a função gaussiana na camada escondida e lineares na saída (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR, 2007). Em problemas de regressão, a camada de saída é uma combinação linear dos valores resultantes do estágio intermediário. No caso particular de treinamento somente da parte linear da rede (parâmetros do estágio de saída), o problema do aprisionamento em mínimos locais é eliminado (CALDEIRA *et al.,* 2007).

As mais comuns funções de ativação de base radial utilizadas em redes RBF são (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR, 2007; VALENÇA, 2010):

Função Gaussiana: $$\phi_i(x) = exp\left(-\frac{\|x_j - \mu_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right)$$

Função Multiquadrática: $$\phi_i(x) = \sqrt{\|x_j - \mu_i\|^2 + \sigma_i^2}$$

Função Multiquadrática Inversa: $$\phi_i(x) = \frac{1}{\sqrt{\|x_j - \mu_i\|^2 + \sigma_i^2}}$$

Função Lâmina *Spline* Fina: $$\phi_i(x) = \frac{\|x_j - \mu_i\|}{\sigma_i^2}\, log\left(\frac{\|x_j - \mu_i\|}{\sigma_i}\right)$$

Em geral as redes RBF têm um tempo de treinamento inferior ao de uma rede MLP, uma vez que o treinamento híbrido da RBF permite a utilização de técnicas

lineares de rápida convergência para determinação dos pesos (entre a camada escondida e a saída) durante o aprendizado supervisionado (VALENÇA, 2010).

As redes RBF são redes de aprendizado local, de modo que é necessária uma quantidade maior de exemplos para treinamento destas para que se obtenha uma precisão similar a das redes MLP que são de ajuste global (VALENÇA, 2010).

O Quadro 3 ilustra as principais diferenças entre uma rede MLP e uma rede RBF.

Quadro 3 - Comparação de uma rede MLP convencional com uma rede RBF típica.

Redes MLP	Redes RBF
Pode ter uma ou mais camadas intermediárias	Geralmente possui apenas uma camada intermediária
Neurônios das camadas intermediárias e de saída têm funções semelhantes	Neurônios das camadas intermediárias têm funções diferentes dos neurônios da camada de saída
Entrada da função de ativação é o produto interno dos vetores de entrada e de pesos	Entrada da função de ativação é a distância euclidiana entre os vetores de entrada e de pesos
Separa padrões de entrada com hiperplanos	Separa padrões de entrada com hiperelipsóides
Melhor em problemas complexos	Melhor em problemas bem-definidos
Constrói aproximadores globais para mapeamento entrada-saída	Constrói aproximadores locais para mapeamento entrada-saída

Fonte: Braga, Carvalho e Ludemir (2007)

As RNAs, geralmente, vêm sendo utilizadas em uma série de contribuições, tais como, aplicações em problemas de análise multivariada, análise de classificação (*cluster)*, previsão de series temporais, reconhecimento de voz, controle de processos industriais, bem como a pontuação de crédito, e são refletidas assim por diante.

Braga, Carvalho e Ludemir (2007) dizem que as RNAs têm potencialidades na resolução de problemas de classificação, previsão, modelagem, categorização, etc.

a) Classificação

Braga, Carvalho e Ludemir (2007) relatam as diversas aplicações de RNAs dizem respeito às classificações de padrões. As principais aplicações encontradas na literatura sobre a utilização de RNAs em classificações referem-se a:

1) Reconhecimento de imagens: classificações de caracteres (manuscritos ou impressos); reconhecimento de assinaturas; reconhecimento de faces.

2) Reconhecimento de cheiros e sabores: nariz artificial; língua artificial.

3) Reconhecimento de sons: classificações de fonemas; reconhecimento de comando.
4) Classificações financeiras: análise de crédito; previsão de falências de empresas.

b) Previsão de variáveis

De acordo com Maier *et al.* (2010), as redes neurais artificiais (RNAs) têm sido cada vez mais utilizadas nos últimos 15 anos para a predição e previsão em recursos hídricos e engenharia ambiental. Os autores revisaram 210 artigos publicados entre 1999 a 2007 e observaram que 90% dos documentos estavam concentrados nas previsões da quantidade de água, e apenas 10% deles apresentavam aplicações para a qualidade da água.

Danso-Amoako e Prasad (2014) relatam que as RNAs têm sido utilizadas em engenharia de recursos hídricos para prever o cloro residual nas redes de distribuições de água (RDAs), prever a salinidade de fonte d`água, prever a dose de sulfato de alumínio e polímeros requerido para a coagulação, prever a remoção de turbidez e de cor, através do reforço da coagulação e previsão da cor da água bruta. Os pesquisadores desenvolveram um modelo de rede neural artificial (RNA) para prever acumulação potencial de Ferro (Fe) e manganês (Mn) na rede de distribuição de água. Na RNA, eles utilizaram dados de qualidade da água de seis anos, oito parâmetros de entrada (alumínio, cálcio, cloro residual livre, cor, pH, magnésio, fósforo e turbidez), seis neurônios na camada oculta e um na camada de saída (acúmulo potencial de ferro e manganês) da rede. O modelo de RNA indica que os valores previstos são semelhantes aos valores reais e que o modelo deverá prever a acumulação potencial de Fe e Mn razoavelmente bem em novos conjuntos de dados.

Segundo Lingireddy e Brion (2005), vários grupos de pesquisadores ao redor do mundo têm aplicando RNAs para problemas de engenharia de abastecimento de água e relatam achados que estavam além da capacidade de ferramentas estatísticas tradicionais e Modelagem Matemática. As experiências demonstram benefícios significativos da utilização da tecnologia de RNA para diversas aplicações em engenharia de abastecimento de água. Algumas das aplicações das RNAs incluem: previsões de níveis de salinidade; previsões de taxas e surtos de gastroenterite de veiculação hídrica; modelagem dos níveis de pH; e como

ferramentas de aproximação de funções que substituem modelos matemáticos rigorosos de simulação para análise de redes de distribuição de água.

Brion *et al.* (2001) utilizaram rede neural para examinar as relações entre os vários parâmetros de qualidade da água e inter-relacionados à quantidade de oocistos de Cryptosporidium na entrada de uma instalação de tratamento de água localizada no rio Delaware em Nova Jersey. O parâmetro de entrada mais significativa na previsão de desempenho do modelo final foi as concentrações de Clostridium perfringens. A turbidez foi o parâmetro menos significativo.

Bowden *et al.* (2005) dizem que as RNAs têm demonstrado a sua utilidade na previsão de concentrações de cianobactérias. As RNAs proporcionaram uma poderosa ferramenta de previsão e flexibilidade que dá origem a um grande número de alternativas no processo de desenvolvimento do modelo.

Kuo *et al.* (2007) aplicaram redes neurais artificiais (RNAs) como uma abordagem de modelagem alternativa para simular a relação causa e efeito da eutrofização no reservatório de água no centro de Taiwan, relacionando os principais fatores que influenciam uma série de indicadores de qualidade da água, como oxigênio dissolvido, fósforo total, clorofila a, e profundidade do disco de Secchi. Os resultados do estudo mostram que a rede neural é capaz de prever estes indicadores com precisão razoável, o que sugere que a rede neural é uma ferramenta valiosa para a gestão do reservatório em Taiwan.

Palani, Liong e Tkalich (2008) desenvolveram modelos de RNA para prever as variações temporal e espacial nas concentrações de salinidade, temperatura da água, oxigênio dissolvido e clorofila a em águas costeiras de Cingapura usando medições semanais contínuas de variáveis de qualidade da água em diferentes estações. O modelo de RNA também foi construído para avaliação e previsão rápida de variáveis de qualidade da água selecionando qualquer local no domínio de interesse. Observaram que a modelagem da RNA foi uma ferramenta promissora e útil que otimizou as redes de monitoramento por identificar as estações de monitoramento essenciais (permitindo a redução de custos) e previu as variáveis de qualidade da água do mar com precisão aceitável, pareceu suficiente para produzir bons resultados da simulação.

Cho *et al.* (2014) determinaram os fatores que afetam floração de algas e previram os níveis de clorofila a no reservatório formado pelo represamento de um rio no Lago Juam usando uma rede neural artificial (RNA).

c) Modelagem

O método de RNA é considerado como um instrumento potencialmente útil para modelagem de sistemas complexos não-lineares e tem sido amplamente utilizado para a avaliação e classificação da qualidade da água (GUO *et al.*, 2000; SUN *et al.*, 2004; ZOU; WANG, 2007; YAN; ZOU; WANG, 2010).

O Quadro 4 apresenta algumas das principais aplicações das RNAs e os paradigmas de aprendizado a elas associados.

Quadro 4 - As principais tarefas que as RNAs podem executar e alguns exemplos de aplicação.

Tarefas	**Algumas aplicações**
Classificação	Reconhecimento de caracteres
	Reconhecimento de imagens
	Diagnóstico (médico, equipamento, etc.)
	Análise de risco de crédito
	Detecção de fraudes
	Detecção de falhas em sistemas industriais
Categorização	Agrupamento de sequencias de DNA
	Mineração de dados
	Análise de expressão gênica
	Agrupamentos de clientes
Previsão	Previsão do tempo
	Previsão financeira (cambio, bolsa etc.)
	Modelagem de sistemas dinâmicos
	Previsão de sequencias de DNA

Fonte: Braga, Carvalho e Ludemir (2007).

2.6.1.2 Lógica Fuzzy

Há mais ou menos 2 mil anos, utiliza-se a lógica booleana (na qual uma expressão só pode assumir dois valores, verdadeiro ou falso) como forma de modelagem de problemas matemáticos. Essa forma de modelagem (pode-se dizer até mesmo raciocínio), assumindo uma afirmação como verdadeira ou falsa, é incabível quando se pensa em problemas do mundo real. É difícil imaginar (se não impossível) uma pessoa pensando em somente duas possibilidades (sim/não, verdadeiro/falso, branco/preto) quando lida com fatores como ambiguidades, incertezas e informações vagas (CALDEIRA *et. al*, 2007).

Zadeh (1965) propôs o conceito de conjuntos difusos ou nebulosos *(Fuzzy Sets)*, como uma generalização do conceito da teoria clássica dos conjuntos (GALVÃO, 1999). Os conceitos de Lógica Fuzzy nasceram inspirados na lógica

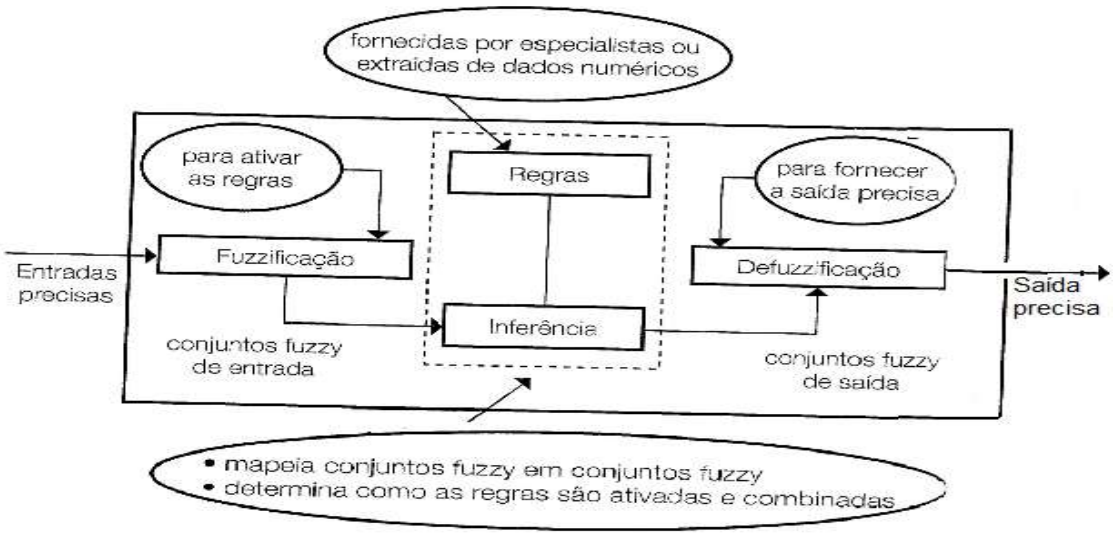
tradicional, embora modificações tenham se tornado necessárias para adaptá-los aos requisitos da engenharia. A lógica *fuzzy* tem por finalidade o estudo dos princípios formais do raciocínio aproximado (CALDEIRA *et. al*, 2007).

O advento da lógica *fuzzy* foi causado pela necessidade de um método capaz de expressar, de uma maneira sistemática, quantidades imprecisas, vagas, mal definidas, e que permiti ver os graus de verdade entre ser ou não-ser e os graus de cinza entre claro e escuro (SIMÕES; SHAW, 2007).

A Lógica *Fuzzy* é uma técnica que incorpora a forma humana de pensar (forma incerta, imprecisa, difusa ou nebulosa) aprendendo através de exemplos semânticos, enquanto que as máquinas e computadores são movidos pelo raciocínio preciso e binário (SIMÕES; SHAW, 2007).

Os sistemas de inferência fuzzy são baseados em regras que utilizam as variáveis linguísticas fuzzy (conjunto fuzzy) para executar um processo de tomada de decisão (CALDEIRA *et. al*, 2007). A Figura 10 demonstra o funcionamento do processo.

Figura 10 - Sistema de inferência *fuzzy*.



Fonte: Caldeira *et. al.* (2007).

Os sistemas de inferência fuzzy são compostos dos seguintes subsistemas funcionais (CALDEIRA *et. al*, 2007):

• Bloco de fuzzificação fazendo a conversão de entrada de conjuntos convencionais (crisp) $\Rightarrow$ fuzzy.

- Base de regras contendo regras fuzzy do tipo Se (podendo ser um operador “produto” ou “mínimo”) – Então.
- Base de dados que apresentam valores relativos às funções de pertinência dos conjuntos fuzzy envolvidos.
- Bloco de inferência responsável por executar as operações de “raciocínio” fuzzy, por meio da aplicação das regras ativadas.
- Bloco de defuzzificação que condensa os resultados do módulo anterior, sintetizando saídas, tipicamente, numéricas que serão “lançadas” ao mundo exterior como resultado da inferência.

2.6.1.2.1 Fuzzificação

Os sistemas de inferência fuzzy trabalham com informações imprecisas e/ou termos vagos da linguagem natural. Porém, quando se trabalha com dados de entrada de sistemas computacionais, estes, geralmente, são valores numéricos informados ao sistema (CALDEIRA *et. al*, 2007).

Como os sistemas fuzzy trabalham com termos linguísticos, há a necessidade de transformar esses dados de entrada em conjunto fuzzy. Portanto, é executado um mapeamento dos dados de entrada (em geral, números discretos) em números *fuzzy*. Este é o processo de fuzzificação (CALDEIRA *et. al*, 2007).

Fuzzificação também representa que há atribuição de valores linguísticos, descrições vagas ou qualitativas, definidas por função de pertinência às variáveis de entrada. A fuzzificação é uma espécie de pré processamento de categorias ou classe dos sinais de entrada reduzindo grandemente o número de valores a serem processados. Uma menor quantidade de valores processados significa que há uma computação mais veloz (SIMÕES; SHAW, 2007).

2.6.1.2.2 Regras

As regras (base de conhecimento) fuzzy são expressas por meio de implicações lógicas de forma SE<antecedente – expressão fuzzy> ENTÃO <consequente – expressão fuzzy>, representando uma relação $R_{A \rightarrow B}$ entre um ou

mais antecedentes e um ou mais consequentes que descrevem a dependência entre as variáveis linguísticas de entrada e saída (CALDEIRA *et. al*, 2007).

A escolha das regras tem como ponto de partida a análise do processo em si e a experiência dos especialistas que com ele trabalham. Um primeiro conjunto de regras obtido pode ser Testeado e melhorado, através de simulação ou pela aplicação ao próprio processo real (GALVÃO, 1999).

2.6.1.2.3 Função de pertinência

Segundo Simões e Shaw (2007), uma noção básica de teoria de conjunto é a pertinência de um elemento x em um conjunto A, indicada pelo símbolo €:

$$x \in A$$

Uma forma de se indicar essa pertinência pode ser através de uma função de pertinência μA(x), cujo valor indica se o elemento x pertence ou não ao conjunto “A”. No seguinte caso, μA(x) é uma função bivalente (SIMÕES; SHAW, 2007):

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 \; se \; x \in A \\ 0 \; se \; x \notin A \end{cases}$$

Cada conjunto fuzzy “A” é definido em termos de compatibilidade com um conjunto universal, X, por meio de uma função, denominada de pertinência, associando a cada elemento *x* um número, A (*x*), no intervalo fechado [0,1] que caracteriza o grau de pertinência *x* em A (CALDEIRA *et. al*, 2007). Neste caso, o conjunto fuzzy é normal ou normalizado (GALVÃO, 1999).

Um conjunto fuzzy é definido como:

$$A = \{(x, \mu A(x)) | \; x \in U\};$$

Em que:

X é a variável do universo em estudo;

μA é uma função cuja imagem pertence ao intervalo [0, 1];

“1” representa o conceito de pertinência total;

“0” representa a não pertinência.

Um conjunto fuzzy “A” contínuo é representado por sua função de pertinência, que é uma expressão ou conjunto de expressões. Como por exemplo (CALDEIRA *et. al*, 2007):

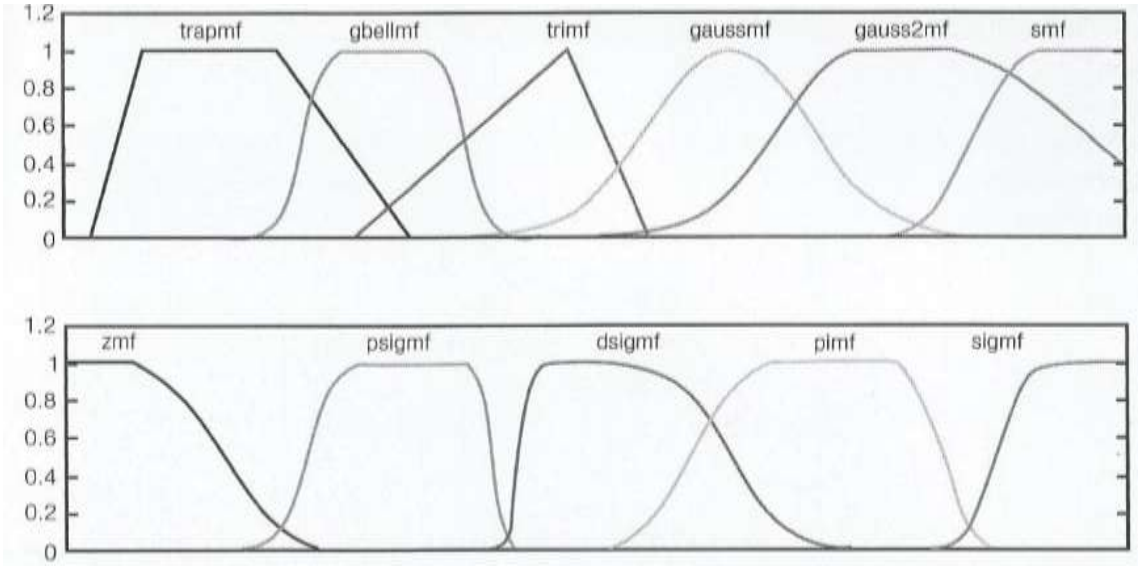
$$A\,(x) = \begin{cases} 0\ para\ x < 0 \\ \dfrac{x}{a}\ para\ 0 \leq x < a \\ 1\ para\ x\ \geq a \end{cases}$$

Uma função de pertinência é uma função numérica gráfica ou tabulada que atribui valores de pertinência fuzzy para valores discretos de uma variável, em um intervalo numérico de todos os possíveis valores reais que uma variável especifica pode assumir (SIMÕES; SHAW, 2007).

As funções de pertinências que podem ser usadas são do tipo triangular, trapezoidal, sino, $\cos^2(x)$, gaussiana, sigmóide, fuzzy-tom e spline cúbico (S-shape) (GALVÃO, 1999; SIMÕES; SHAW, 2007) entre outras.

A Figura 11 mostra as funções de pertinências dos conjuntos fuzzy que podem assumir diversas formas.

Figura 11 - Ilustração gráfica das funções de pertinências existentes no Matlab®.

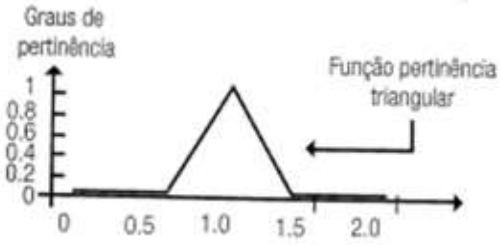


Fonte: Caldeira *et. al*. (2007).

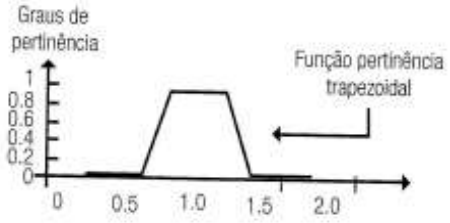
Na prática, as formas triangulares e trapezoidais, pela simplicidade de representação, são, frequentemente, as mais, utilizadas (Figura 12).

Figura 12 - Modelo matemático e gráfico das funções de pertinências (a) trapezoidal e (b) triangular.

$$f(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x < a \\ (x-a)/(b-a), & a \le x < b \\ 1, & b \le x \le c \\ (d-x)/(d-c), & c < x < d \\ 0, & x \ge d \end{cases} \quad \text{Restrição: } a < b \le c < d$$



$$f(x; a, b, c) = \begin{cases} 0, & x < a \\ (x-a)/(b-a), & a \le x < b \\ (c-x)/(c-b), & b \le x \le c \\ 0, & c \le x \end{cases} \quad \text{Restrição: } a < b < c$$



Fonte: Adaptado de Caldeira *et. al*. (2007)

A função de pertinência associada a essa relação é definida por intermédio do operador de implicação $f_{\rightarrow}$, que deve ser escolhido apropriadamente. O conceito implicação está relacionado a um ramo da Matemática conhecido como lógica proporcional, que é isomórfica à teoria dos conjuntos, e ambas são isomórficas à álgebra booleana.

2.6.1.2.4 Defuzzificação

Na defuzificação, o valor da variável linguística de saída inferida pelas regras fuzzy será traduzido num valor discreto (SIMÕES; SHAW, 2007). Segundo Caldeira *et. al*. (2007), é um processo de transformação de um conjunto fuzzy em um elemento do universo de discurso (em geral, um número real), ou seja, o inverso da fuzzificação.

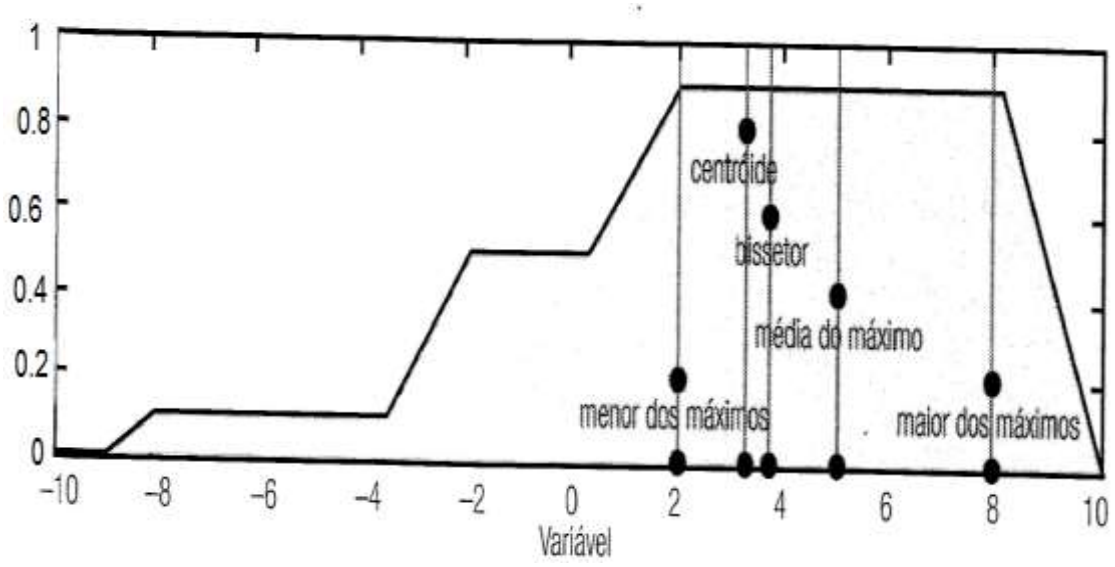
A representação numérica de conjuntos difusos e alguns conceitos fundamentais de defuzzificação mais utilizados são (CALDEIRA *et. al*, 2007):

- Primeiro ou menor dos máximos: seleciona o primeiro elemento entre aqueles que têm o máximo grau de pertinência. O método utiliza o menor valor de pertinência dentre os valores máximos de pertinência do conjunto fuzzy a ser defuzzificado.

• Último ou maior dos máximos: seleciona o último elemento entre aqueles que têm o máximo grau de pertinência. O método usa o maior valor de pertinência dentre os valores máximos de pertinência do conjunto fuzzy a ser defuzzificado.
• Média dos máximos: calcula a média dos elementos que têm o máximo grau de pertinência. O método utiliza a média dos valores máximos de pertinência do conjunto fuzzy a ser defuzzificado.
• Centroide: escolhe o elemento central (centro de gravidade) da área definida pelo conjunto fuzzy. O método utiliza a soma (ou integral) dos valores de pertinência multiplicados pelos valores das variáveis, dividido esse valor final pela área total do conjunto (fuzzy) a ser defuzzificado.
• Bissetor: utiliza a soma (ou integral) dos valores de pertinência do conjunto a ser defuzzificado.

Entre as técnicas utilizadas para tal processo, a mais usual é a do centroide. Na Figura 13, observam-se as operações de defuzzificação.

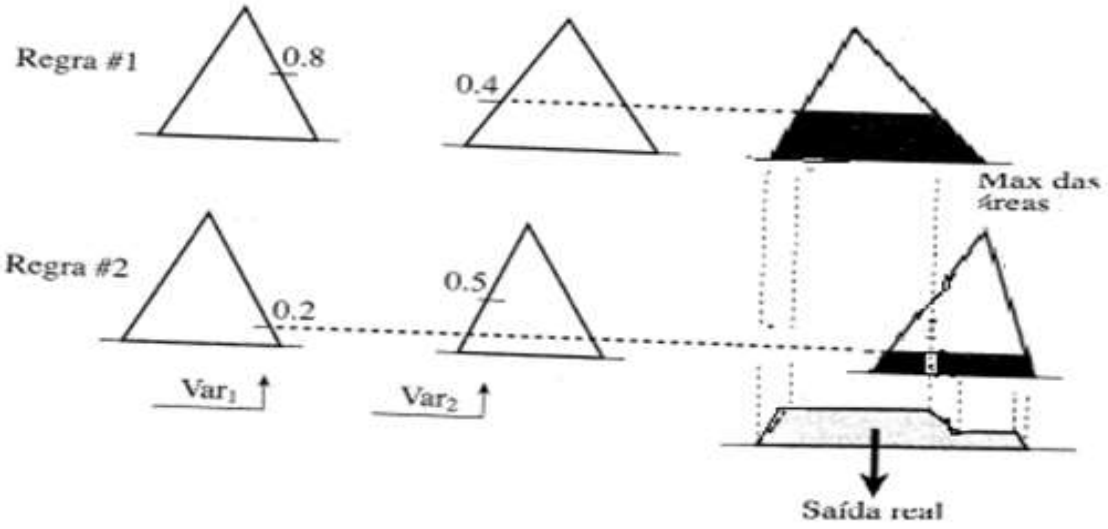
Figura 13 - Operação de defuzzificação.



Fonte: Caldeira *et. al* (2007).

A Figura 14 apresenta a operação de composição e defuzzificação por centroide (SIMÕES; SHAW, 2007).

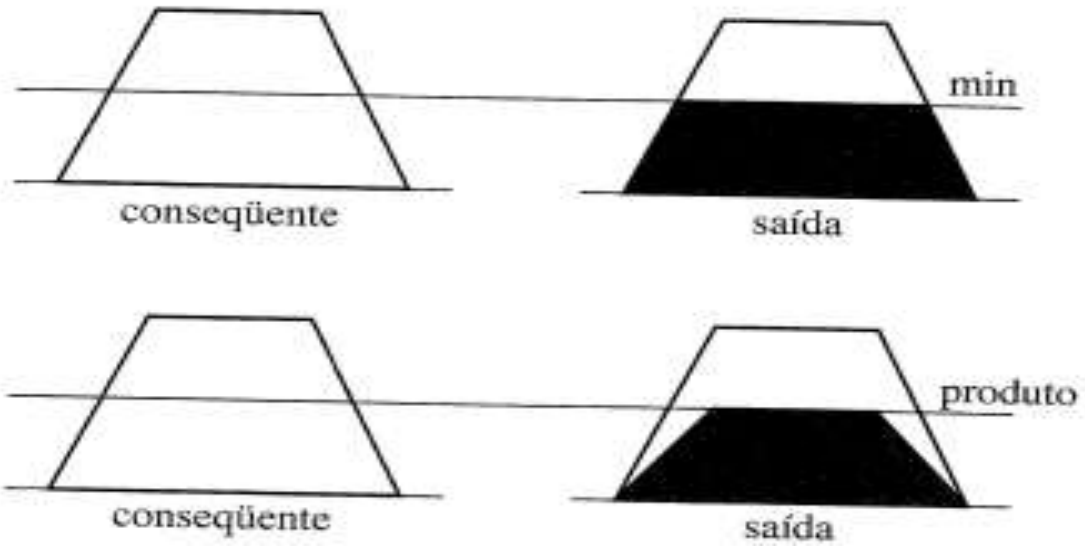
Figura 14 - Agregação e defuzzificação pelo centroide em um sistema com duas regras.



Fonte: Adaptado de Simões e Shaw (2007).

Na Figura 15, observa-se a operação mín trunca o conjunto fuzzy consequente enquanto a operação produto o escalona (SIMÕES; SHAW, 2007).

Figura 15 - Agregação em um sistema com duas regras e truncamento versus escalonamento na operação “E”.



Fonte: Simões e Shaw (2007).

Dois modelos de inferência fuzzy são particularmente importantes:

a) Modelo de Mandani

Uma regra típica desse modelo é: se *x* é A e *y* e B (A e B são conjuntos fuzzy), então *z* é C (C é conjunto fuzzy).

O processo de defuzzificação visa obter um resultado não-fuzzy na saída do sistema de inferência. A defuzzificação pode ser feita pelo método do centroide, média dos máximos ou outros.

b) Modelo de Takagi-Sugeno

Uma regra típica desse modelo é: "se *x* é A e *y* e B, então $z= f(x,y)$" na qual A e B são conjuntos fuzzy e *f* é uma função real *x* e *y*.

2.6.1.2.5 Aplicações da lógica fuzzy

A aplicação da lógica fuzzy para o estudo da influência e das consequências dos problemas ambientais tem aumentado consideravelmente nos últimos tempos.

A lógica fuzzy foi aplicada na elaboração de índice de qualidade da água por Ocampo-Duque *et al.* (2006), Icaga (2007), Lermontov *et al.* (2008) e Lermontov *et al.* (2009).

Ocampo-Duque *et al.* (2006) descreveram simples e profundamente a teoria em torno dos sistemas de inferência nebulosa. Utilizaram a ferramenta da inferência nebulosa para indexar 27 parâmetros de monitoramento de um rio. Após normalizar todos os parâmetros e agrupá-los em 5 grupos de parâmetros afins, estes foram nebulizados em 3 conjuntos. O resultado após a inferência foi a criação de um índice nebuloso de qualidade da água.

Laanemets *et al.* (2006) desenvolveram um modelo de lógica fuzzy para prever a evolução sazonal de florações de *Nodularia spumigena* no Golfo da Finlândia. O modelo foi construído e calibrado com base em dados de monitoramento de 1997 a 2003, as variáveis de entrada incluem três fontes de fosfato, temperatura da camada superficial e vento de mistura e a saída o risco de florações de *N. spumigena*. A técnica de lógica fuzzy permite uma fácil integração dos resultados de modelos de circulação numérica 3D para o modelo fuzzy para predição de cerca de um mês antes da ocorrência de máximo de florações de

biomassa de *N. spumigena* em um determinado local ao longo da costa da Estónia ou finlandês.

Icaga (2007) aplicou a inferência nebulosa em qualidade da água de rios para enquadrá-los em suas classes de uso.

Dahiya *et al.* (2007) aplicaram a teoria dos conjuntos nebulosos na avaliação dos parâmetros físico-químicos de águas subterrâneas para fins da determinação da sua potabilidade.

Segundo Gharibi *et al.* (2012), a utilização da lógica fuzzy permitiu capturar o conhecimento dos especialistas e simular a maneira do ser humano de pensar no design do índice. Nessa abordagem, evitaram-se as deficiências dos modelos anteriores. Os pesquisadores basearam-se na lógica fuzzy e desenvolveram um índice (DCWQI1) de qualidade da água consumida pelo gado leiteiro comparando os resultados com o índice de qualidade da água (IQA) da Foundation Sanitation National (NSF). Para avaliar o desempenho do índice, foi realizado um estudo de caso do rio Karun localizado na região sudoeste do Irã empregando os dados de qualidade da água em seis estações de amostragem ao longo do rio durante o período de 2007-2010. Foram selecionados 20 parâmetros: oxigênio dissolvido (OD), demanda bioquímica de oxigênio (DBO), pH, temperatura, sólidos totais dissolvidos (TDS), turbidez, *Coliformes fecais*, contagem de heterotróficos, dureza, alcalinidade, arsênico, chumbo, mercúrio, níquel, cádmio, cromo, fósforo total, H_2S, nitrato e flúor. Usaram funções de pertinência trapezoidais e o conjunto de regras final foi composto por 550 regras. Sistema de inferência Mamdani capturado o conhecimento e experiência de especialistas; método centro de gravidade foi usado na defuzzificação para os resultados.

Araújo, Sales e Souza (2013) desenvolveram uma metodologia para calcular o risco de eutrofização em um reservatório no estado de Ceará, Brasil, baseado na teoria dos conjuntos difusos e nos mecanismos usados para a determinação do índice de estado trófico modificado. Os resultados mostraram que o uso da teoria dos conjuntos difusos pode ser uma ferramenta importante para calcular o risco de eutrofização para reservatórios e, com isso, fornecer subsídios aos gestores dos recursos hídricos, na formulação de políticas públicas para o planejamento dos recursos hídricos, no que diz respeito à qualidade de água em reservatórios.

Mourhir *et al.* (2014) propuseram um novo índice de qualidade da água de rio utilizando a lógica fuzzy (MFWQI). Aplicaram o índice nas águas superficiais das bacias do Bouregreg-Chaouia e Ziz-Rhéris em Marrocos.

Oliveira (2014) desenvolveu dois modelos de previsão de desempenho de estações convencionais de tratamento de água (ou de ciclo completo), com predição da turbidez da água decantada e tratada utilizando a Lógica Fuzzy. O Modelo de Previsão de Desempenho 1 (MPD1) foi desenvolvido com base em índices, ferramenta utilizada na tomada de decisão sobre melhorias no processo. Devido às limitações inerentes a esses índices, também foi desenvolvido o MPD2 levando em consideração as variáveis mais relevantes relacionadas às características da água bruta e da estação de tratamento. Para ambos os modelos, verificaram-se baixos coeficientes de correlação entre a turbidez da água tratada estimada e observada nas estações amostradas. O MPD2 mostrou-se viável na estimativa da turbidez mediana da água decantada e tratada, ainda que apresentasse limitações na previsão de valores extremos. Concluíram que é possível inferir com esse modelo que a qualidade da água bruta parece ser mais relevante que as características da estação de tratamento no atendimento a padrões de potabilidade mais restritivos.

2.6.1.3 Sistema Neurofuzzy (SNF)

Os modelos neurofuzzy são representações de sistemas fuzzy (formulados por meio de regras fuzzy do tipo SE-ENTÃO) na forma de redes (ou garfos direcionados) passíveis de treinamento por técnicas similares às usadas em redes neurais artificiais. Tal estrutura viabiliza a adaptação dos sistemas fuzzy sob treinamento a dado *Training set*, de modo que, no final, obtenham resultados comprensíveis, ao contrário dos casos típicos das redes neurais artificiais, de difícil interpretação por humanos. Embora possam utilizar esta técnica em diversos tipos de sistemas fuzzy, os casos práticos são predominantemente do tipo Takagi-*Sugeno-Kang* (TSK). Sua utilidade é evidenciada quando lidamos com sistemas fortemente não-lineares, de comportamento variável no tempo etc. (CALDEIRAS *et al*., 2007).

Conforme Simões e Shaw (2007), a combinação dessas duas tecnologias pode conter uma resposta completa aos problemas de projeto de sistemas inteligentes. O Quadro 5 compara as características entre sistema fuzzy e neurais.

Quadro 5 - Comparação entre redes neurais e sistemas fuzzy.

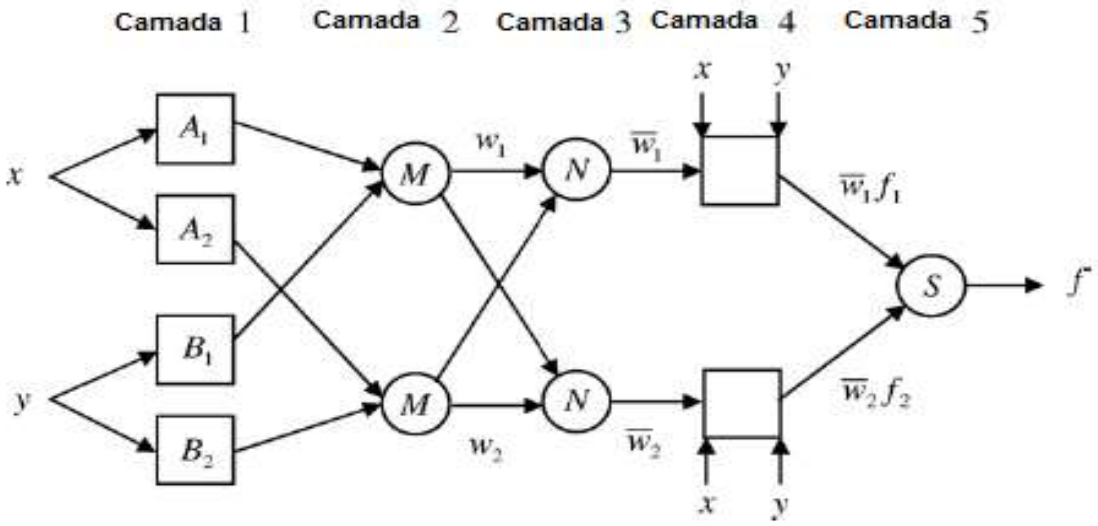
Características	Redes Neurais	Sistemas Fuzzy
Aquisição de conhecimento	Dados numéricos	Especialistas humanos
Método de treinamento	Algoritmos/ajuste de pesos	Interação/indução
Tipo de incertezas	Quantitativa	Qualitativa/quantitativa
Raciocínio	Computação paralela	Busca heurística
Interface linguística	Não evidente	Explícita
Tolerância a falhas	Muito alta	Não evidente
Robustez	Muito alta	Muito alta

Fonte: Simões e Shaw (2007)

Os sistemas neurofuzzy objetivam conjugar a capacidade de aprendizado das redes neurais à interpretabilidade característica dos referidos sistemas (Mamdani, TSK etc.), síntese de funções-objetivo e algoritmos de minimização global adequados. À medida que o algoritmo progride rumo ao mínimo global, o respectivo sistema fuzzy apresenta comportamento cada vez mais próximo do desejado e traduzido pelos elementos do *Training set* (CALDEIRAS *et al.,* 2007).

Jang (1993) propôs um sistema neurofuzzy mais conhecido e utilizado que é o ANFIS (do inglês Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System ou Adaptive Neurofuzzy Inference System), que utiliza predominantemente modelo do tipo TSK parametrizados e realiza treinamento por conjugação de técnicas de gradiente e mínimos quadrados (CALDEIRAS *et al*., 2007). O modelo ANFIS apresenta a seguinte configuração (Figura 16).

Figura 16 - Arquitetura de um modelo ANFIS com duas entradas e uma saída para o modelo de Sugeno.

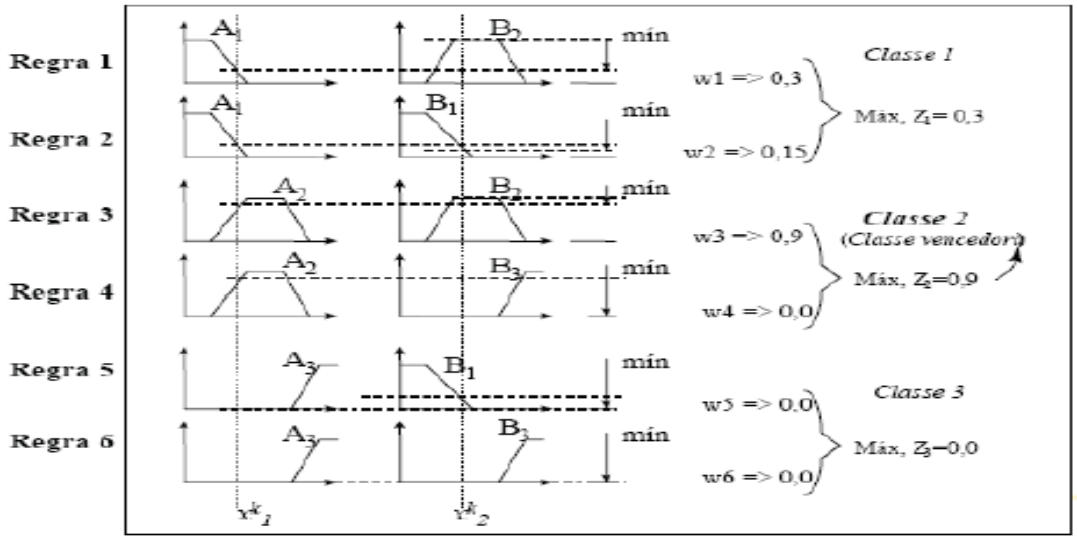


Fonte: Adaptado de Jang (1993) apud Caldeiras *et al*. (2007).

O método mapeia as várias partes de um sistema de inferência fuzzy em uma rede adaptativa *feedforward* de cinco camadas a qual é treinada de modo supervisionado, usando dado *Training set.* Ao final do treinamento, os parâmetros devidamente ajustados são mapeados inversamente em um sistema fuzzy de estrutura idêntica ao original, que deverá se comportar, aproximadamente, como o sistema gerou o *Treining set* utilizou para treinamento, ou seja, as mesmas entradas deverão corresponder saídas "próximas" (CALDEIRAS *et al*., 2007).

A Figura 17 mostra algumas regras utilizadas para classificação em um modelo de fuzzy Sugeno.

Figura 17 - Exemplo de modelo Fuzzy Sugeno de primeira ordem de duas entradas com processamento de seis regras.



Fonte: Nunes (2009).

As diversas camadas apresentam as seguintes funcionalidades (CALDEIRAS *et al*., 2007):

Camada 1: Cada neurônio da camada 1 apresenta comportamento adaptativo e é responsável pelo cálculo do valor das funções de pertinência das entradas apresentadas ao sistema. A dinâmica do treinamento determina a evolução dos vários parâmetros.

Camada 2: Essa camada realiza a aplicação de *t*-normas às saídas da camada anterior. O modelo ANFIS utiliza, tipicamente, o produto algébrico. Trata-se de camada com elementos estáticos.

Camada 3: Essa camada também é estática, sendo responsável pelo cálculo do grau de ativação normalizado das várias partes consequentes do sistema TKS subjacentes.

Camada 4: É adaptativa e responsável pelo cálculo de cada uma das partes consequentes do sistema TKS atual. Seus parâmetros correspondem aos coeficientes das expressões afins.

Camada 5: É fixa e responsável pela soma dos sinais de entrada locais e respectiva propagação para saída.

Os tipos de sistemas fuzzy podem ser enquadramento em um dos seguintes (CALDEIRAS *et al*., 2007):

Tipo 1: A saída global é a média ponderada das saídas de cada regra por meio dos graus de ativação das respectivas regras. As funções de pertinência dos termos consequentes devem ser monótonas crescentes.

Tipo 2: A saída é resultante da aplicação da interferência máx-mín seguda do passo de defuzzificação.

Tipo 3: Sistemas TSK, nos quais a parte consequente de cada regra é uma combinação linear de variáveis de entrada acrescida de um termo constantes. A saída é a média ponderada das saídas de cada regra.

Nos últimos anos, vários estudos foram publicados utilizando o sistema de inferência adaptativa neurofuzzy (ANFIS) aplicados nas previsões e classificações na área ambiental e recursos hídricos.

Safavi (2009) explorou as capacidades do sistema de inferência adaptativo neurofuzzy (ANFIS) para previsões da qualidade da água do rio Zayandehroud da cidade de Isfahan no centro do Irã, com ênfase no oxigênio dissolvido e demanda bioquímica de oxigênio como parâmetros de saída.

Yan, Zou e Wang (2010) utilizaram um neuro adaptável sistema de inferência fuzzy para classificar o estado da qualidade da água do rio Songhua, rio Liaohe, Rio Haihe, Huaihe River, Rio Amarelo, Yangtze River, Pearl River, Lago Taihu, Chaohu Lake, Dianchi Lago, rio Qiantang e rio Minjiang. Aplicaram vários indicadores físico-químicos e inorgânicos, incluindo oxigênio dissolvido, demanda química de oxigênio, nitrogênio e amônia. Um conjunto de dados (nove semanas com o total de 845 observações) foi coletado de 100 estações de monitoramento em todas as principais bacias hidrográficas da China e utilizados para treinamento e validação do modelo. Até 89,59% dos dados poderiam ser corretamente classificados de acordo com este

modelo. Tal desempenho foi mais competitivo quando comparado com redes neurais artificiais. É aplicável na avaliação e classificação do estado da qualidade da água.

Talebizadeh e Moridnejad (2011) desenvolveram vários modelos de RNA e ANFIS para prever as flutuações do nível do lago Urmia até seis meses de antecedência, no noroeste do Irã. As variáveis de entrada dos modelos foram a precipitação e evaporação. Os pesquisadores verificaram que os resultados do modelo ANFIS foram superiores àqueles da RNA em que ambos foram mais precisos e com menos incerteza.

Chang *et al.* (2014) empregaram o sistema adaptativo de inferência baseado no neurofuzzy na previsão da precipitação de chuva no Reservatório Shihmen da bacia hidrográfica do rio Tahan no norte de Taiwan, antecedentes as advertências de enchentes ou inundações associadas a treze eventos históricos de tufões de 2006 a 2009.

Perendeci *et al.* (2009) propuseram um modelo de sistema adaptativo de inferência neurofuzzy (ANFIS) com o uso de variáveis de entrada operacionais disponível on-line e off-line para a estação de tratamento de águas residuais anaeróbia de fábrica de açúcar que opera sob estado instável para estimar a demanda química de oxigênio (DQO) do efluente. O modelo ANFIS desenvolvido com vector de fase e extensão história tem sido capaz de representar adequadamente o comportamento do sistema de tratamento. O modelo pode ser usado no monitoramento e controle do desempenho de plantas de tratamento de águas residuais anaeróbias.

Mullai *et al.* (2011) desenvolveram um sistema adaptativo de inferência fuzzy baseado em modelo de rede (ANFIS) para predizer o desempenho de um reator híbrido anaeróbio (AHR) para o tratamento de águas residuais de penicilina-G que foi investigada nas temperaturas ambiente de 30-35 ºC para 245 dias em três fases. A qualidade estatística do modelo ANFIS foi significativo devido ao seu alto coeficiente de correlação R^2 entre experimental e simulado. O R^2 foi encontrado para ser 0,9718, 0,9268 e 0,9796 para as fases I, II e III, respectivamente. Os resultados mostraram que o modelo ANFIS proposto foi bem executado em predizer o desempenho de AHR.

Garcia (2012) desenvolveu modelos empregando a análise de componente principal (ACP), redes neurais do tipo perceptron de multicamadas (MLP) e funções de base radial (RBF), modelo fuzzy e um sistema neurofuzzy para inferência da

qualidade da água utilizando como variável de saída a concentração de clorofila a para caracterizar o fenômeno de eutrofização dos reservatórios Jacarecica, da Marcela e da bacia do Rio Poxim. Concluiu que as técnicas de inteligência artificial foram empregadas com sucesso para o conjunto de dados ambientais, mostrando a viabilidade numérica no que concerne a representação de fenômenos ambientais complexos e importantes para sustentabilidade ambiental dos corpos hídricos.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 ÁREA DE ESTUDO

O estudo foi desenvolvido nas bacias hidrográficas de Utinga e Bita que estão localizadas na região sul do Estado de Pernambuco entre os municípios de Cabo de Santo Agostinho e Ipojuca, tendo como formadores os rios Utinga de Baixo e Tabatinga, ambos com nascentes no município de Ipojuca (Figura 18). No primeiro, situa-se a Barragem do Utinga, e no segundo a Barragem do Bita, mananciais integrantes do sistema de abastecimento hídrico do Complexo Industrial e Portuário de Suape (CIPS) (CONTÉCNICA LTDA., 1997).

Figura 18 - Mapa de localização geográfica das barragens de Utinga e do Bita no Estado de Pernambuco.

Fonte: Guerra (1998) apud PETROBRAS (2006).

Os mananciais das barragens de Bita e Utinga pertencem à bacia hidrográfica do rio Massangana. Os rios Massangana, Tatuoca, Jaboatão e Pirapama pertencem ao grupo dos pequenos rios litorâneos (GL2). O sistema hídrico de Suape é composto pelos os rios Ipojuca, Massangana e Tatuoca. O rio Massangana deságua ao sul do promontório de Santo Agostinho onde encontra o Tatuoca, um rio que nasce a 6 km da foz, constituindo, em quase toda a sua extensão, parte de uma complexa rede de canais e estuário afogados. O rio Massangana apresenta situação

crítica dentro da área do CIPS, onde pescadores revelam ausência de peixes e crustáceos (PIRES ADVOGADOS & CONSULTORES, 2000).

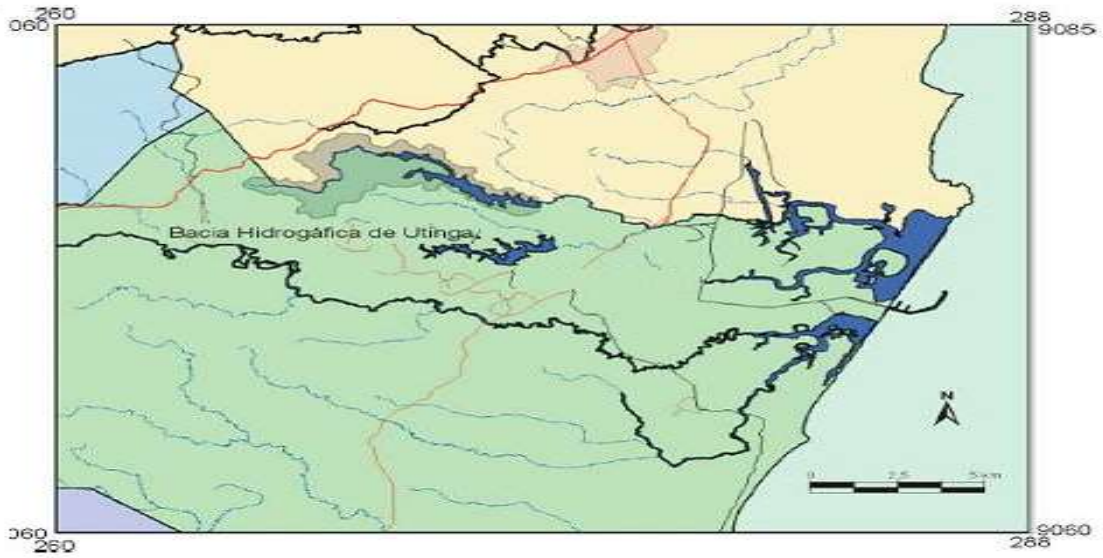
As barragens de Utinga e Bita com capacidades máximas de 10.270.000m^3 e 2.270.000m^3, respectivamente, foram construídas na década de 70 do século passado.

A água captada das barragens de Bita e Utinga é conduzida a uma estação de tratamento operada pala Companhia Pernambucana de Saneamento (COMPESA), que tem o potencial de oferecer 3.200 L/s de produção na atualidade (PIRES ADVOGADOS & CONSULTORES, 2000).

3.1.1 Barragem de Utinga

A Bacia Hidrográfica de Utinga (Figura 19) está localizada no Município de Ipojuca e faz parte da Bacia Hidrográfica do rio Massangana, na região sul do Estado de Pernambuco entre as coordenadas 8°21’06.02”S e 35º03’09.36” O, com altitude variando entre 50 e 170 m e uma área superficial total de 14,7 km^2. Apresenta uma barragem que foi projetada com o propósito de abastecimento que, segundo a Secretaria de Recursos Hídricos (SRH), possui capacidade máxima de 10.270.000 m³ (GUERRA *et al.,* 2008a). A barragem do Utinga está localizada a cerca de 2 km a oeste da rodovia PE-60 e possui descarga regularizada média anual de 0,35 m^3.s^{-1} (CONTÉCNICA LTDA., 1997). A ficha técnica e características da Barragem de Utinga estão no Anexo A nas Tabelas A1 e A3, respectivamente.

Figura 19 - Localização da Bacia Hidrográfica de Utinga, Ipojuca-PE.



Fonte: Guerra *et al.* (2008a).

A barragem de Utinga apresenta áreas florestadas e fauna rica em números de espécies, mas há trechos com edificações de casas, plantações e áreas de retirada desordenada de argila (CONTÉCNICA LTDA., 1997).

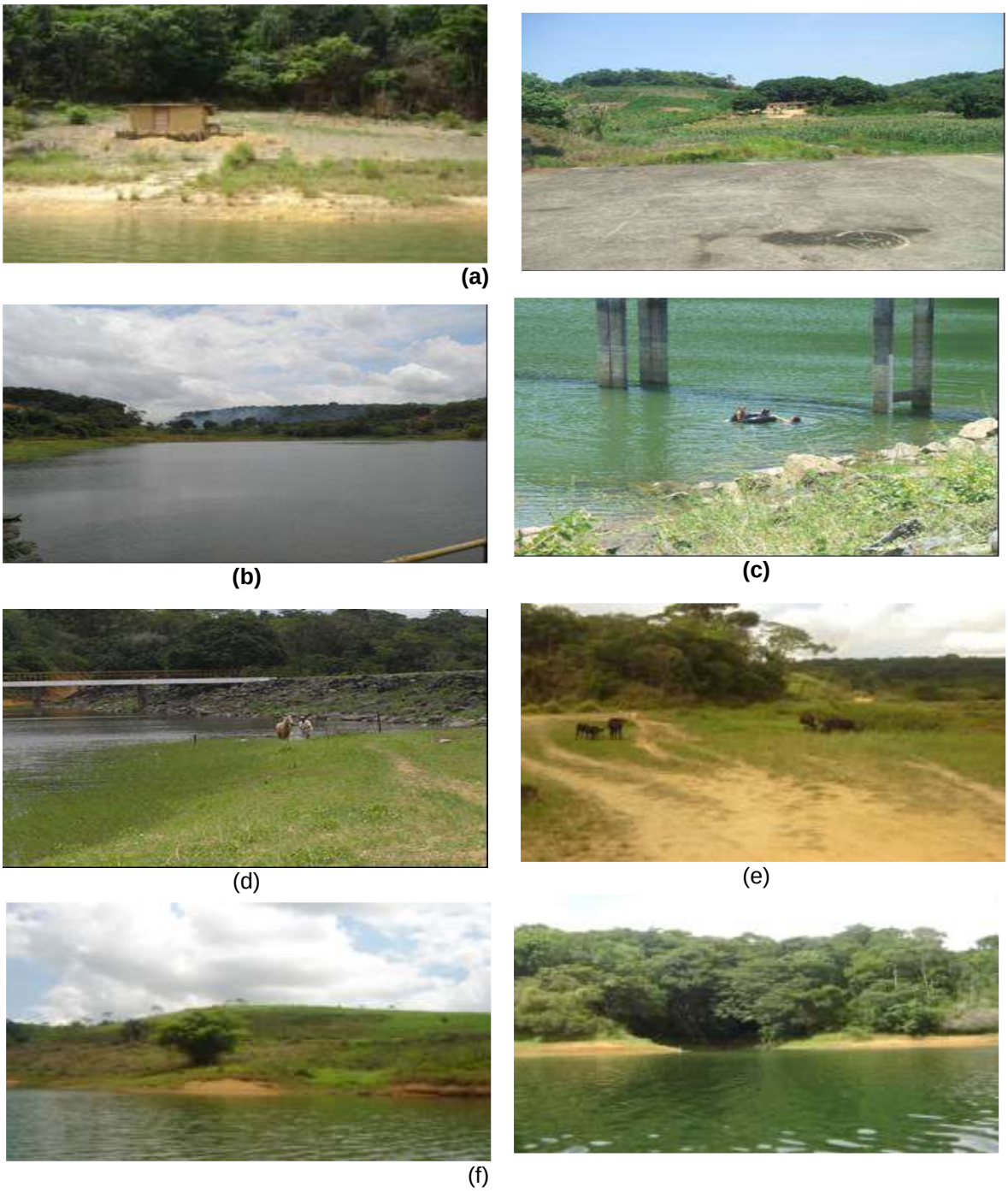
Entretanto, grande parte desta vegetação acha-se degradada, principalmente nas proximidades de Utinga, onde há extensas áreas sem vegetação ou áreas invadidas por culturas de subsistência, havendo necessidade de reposição da paisagem e das espécies ciliares. Em alguns pontos ocorre a retirada de solo (argila) degradando ainda mais a área (PETROBRAS, 2006).

Porém, a ação antrópica e os consequentes ciclos de exploração econômica, reduziram drasticamente o ecossistema original da região. As ações antrópicas nesta área desfizeram as características ambientais. Atualmente a principal atividade econômica presente na bacia do Utinga é o cultivo e exploração da cana-de-açúcar com 11,418 km^2 (76,14%) (CONTÉCNICA LTDA., 1997; GUERRA *et al.,* 2008a).

Os impactos ambientais modificadores da qualidade do manancial de Utinga são o desmatamento das faixas de proteção dos mananciais e o aporte de nutrientes e inseticidas nas áreas cultivadas das faixas de proteção dos mananciais (CONTÉCNICA LTDA., 1997).

A Figura 20 ilustra algumas alterações ambientais observadas na barragem de Utinga durante o período de estudo.

Figura 20 - Alterações ambientais observadas próximas da captação da água bruta na barragem de Utinga da COMPESA (a) casas e áreas cultivadas com frutas e verduras nas faixas de proteção do manancial, (b) queimada da vegetação, (c) moradores circunvizinhos tomando banho na barragem de Utinga, (d) lavando cavalo próximo à captação da água, (e) vacas pastando e (f) área desmatada.



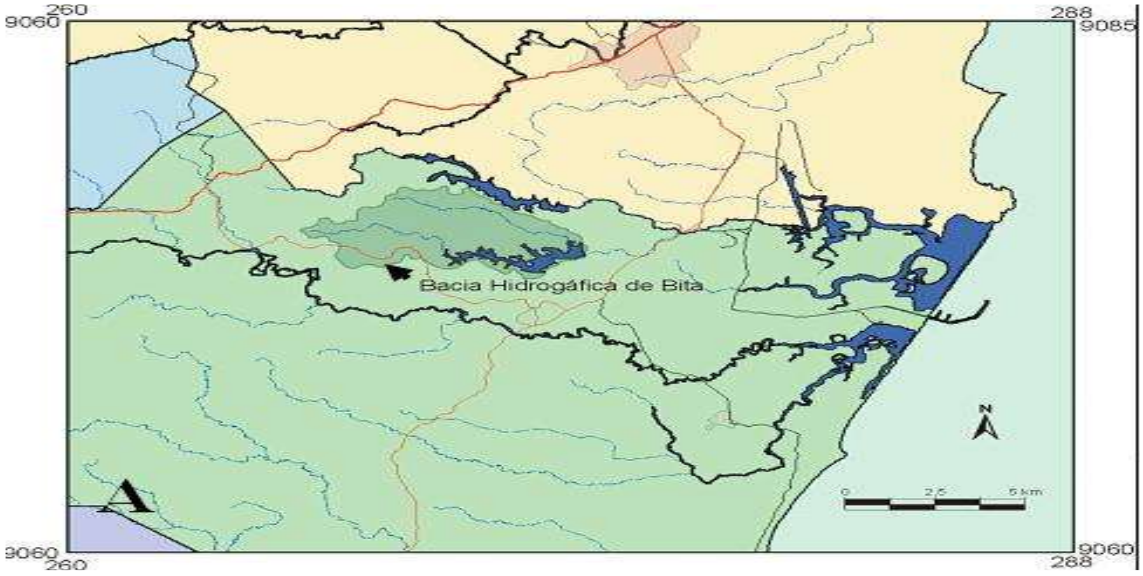
(a) **(b)** **(c)** (d) (e) (f)

3.1.2 Barragem do Bita

A bacia hidrográfica do rio Tabatinga (Figura 21) se localiza na região sul do Estado de Pernambuco no município de Ipojuca entre as coordenadas 8°22’26.36”S e 35°03’33.51”O, com latitude variando entre 20 e 140 m e uma área superficial de

aproximadamente 20,7 km^2. Apresenta uma barragem que foi projetada com o propósito de abastecimento que possui capacidade máxima de 2.270.000 m³ (GUERRA *et al.,* 2008b) e descarga regularizada de 0,30 m^3/s. A ficha técnica e características da Barragem do Bita encontra-se no Anexo A nas Tabelas A2 e A4, respectivamente.

Figura 21 - Localização da Bacia Hidrográfica do Bita, Ipojuca-PE.



Fonte: Guerra *et al.* (2008b).

A bacia hidrográfica do Bita apresenta vegetação rala, sendo identificadas apenas algumas manchas remanescentes de mata e capoeirinha, já bastante antropizada, alguns sítios isolados com cultivo basicamente de frutíferas e uma ocupação predominante de cana-de-açúcar (CONTÉCNICA LTDA., 1997). No entorno da barragem de Bita, é o cenário de maior preservação, tendo sido plantados 100 metros ao longo dela (PETROBRAS, 2006).

Na Bacia Hidrográfica de Bita, observa-se que há o predomínio da exploração da cana de açúcar com 15,761 km^2 (78,99%). Porém, a ação antrópica e os consequentes ciclos de exploração econômica, reduziram, drasticamente, o ecossistema original da região. As ações antrópicas nesta área desfizeram as características ambientais (GUERRA *et al.,* 2008b). O desmatamento das faixas de proteção dos mananciais, aporte de nutrientes e pesticidas nas áreas cultivadas das faixas de proteção dos mananciais podem modificar a qualidade do manancial do Bita. Na área de influência, não foram observados núcleos habitacionais que possam contribuir para a degradação do manancial (CONTÉCNICA LTDA., 1997).

As principais fontes de emissão de poluentes são as indústrias, veículos pesados, navios, queima da cana-de-açúcar e pedreira que deposita seus resíduos nas margens da barragem do Bita e ao longo de algumas das vias de acesso os veículos pesados ao longo das vias de acesso (PIRES ADVOGADOS & CONSULTORES, 2000).

A Figura 22 ilustra algumas alterações ambientais observadas na barragem do Bita durante o período de estudo.

Figura 22 - Alterações ambientais observadas próximas da captação da água bruta na barragem de Bita da COMPESA (a) Pedreira Anhanguera desativada, (b) moradores circunvizinhos da barragem de Bita lavando carro, (c) tomando banho, (d) lavando roupas e utensílios da cozinha, (e) área desmatada e (f) áreas cultivadas.

(a) (b) (c) (d) (e) (f)

3.1.2.1 Adutora do Ipojuca

Em função da crise de abastecimento de água da Região Metropolitana do Recife (RMR), foi construído, em agosto de 1999, um sistema adutor com captação direta no rio Ipojuca (EE Ipojuca), tendo extensão total de cerca de 3,3 km de

tubulação de 600 mm em aço até a barragem de Bita, constituindo-se um reforço de 500 L/s para o sistema Bita-Utinga de água (PIRES ADVOGADOS & CONSULTORES, 2000). A adutora do Ipojuca reforça o sistema Bita-Utinga, em Suape, beneficiando mais de 300 mil pessoas residentes no Cabo, Ponte dos Carvalhos e parte de Candeias. A Barragem do Bita recebe reforço de água no verão do rio Ipojuca, para garantir o abastecimento d'água em decorrência da estiagem. O reforço ampliou o abastecimento d'água na área sul da Região Metropolitana do Recife de 34 milhões de litros para 51 milhões, o que representa um acréscimo diário de 17 milhões de litros de água.

O rio Ipojuca (origem do nome vem do tupi guarani Iapajuque, que significa **"**Água Escura"), um dos rios mais importantes do Estado de Pernambuco, nasce na Serra do Pau d'Arco, no agreste pernambucano, corta vários municípios densamente povoados, recebe esgoto doméstico não tratado, e atravessa a zona canavieira, onde o cultivo de cana-de-açúcar e as indústrias sucroalcooleiras contribuem para sua degradação. Este último devido a fertilizantes e defensivos agrícolas (PIRES ADVOGADOS & CONSULTORES, 2000).

No caso do rio Ipojuca, dadas às características de ocupação de sua bacia hidrográfica (mais densamente ocupada e menos preservada), a água bruta é potencialmente de menor qualidade, quando comparada com Bita e Utinga, o que é comprovado pelos dados existentes nos últimos anos de levantamento, não impedindo o seu uso após tratamento mais avançados. Um fator ambiental preocupante no caso do rio Ipojuca é a presença de teores de metais pesados (como níquel e cromo), devido ao aporte de efluentes industriais na bacia, cuja eventual remoção não seria possível em ETA convencional (PIRES ADVOGADOS & CONSULTORES, 2000).

Os conflitos de uso e os impactos ambientais significativos ao longo de toda a bacia hidrográfica do rio Ipojuca exigem especial atenção, para compatibilizar as demandas atuais e futuras. Seus vários tributários levam além de suas contribuições hídricas, o suporte a diversos níveis de ocupação em cadeias produtivas na agropecuária, na indústria e no setor de serviços. Em áreas com maior intensidade de uso, ocorrem desequilíbrios ambientais que precisam ser revertidos (PROJETEC – BRLi, 2010).

A Figura 23 ilustra algumas alterações ambientais observadas próximas ao sistema adutor no rio Ipojuca (EE Ipojuca) durante o período de estudo.

Figura 23 - Alterações ambientais observadas próximas da elevatória de captação da água bruta no rio Ipojuca da COMPESA (a) plantação de cana-de-açúcar próximo às margens do rio Ipojuca, (b) plantações de banana e outras frutas, (c) detritos no rio Ipojuca, (d) algas e baronesas no curso do rio e (e) plantação de legumes e verduras.

(a)

(b)

(b)

(c)

(d)

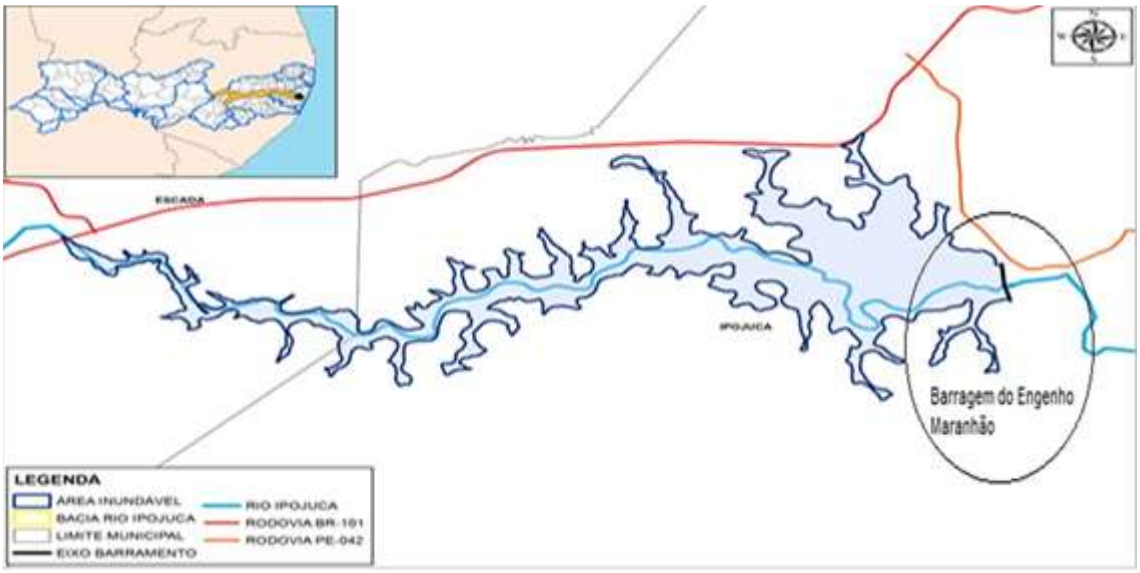
(e)

O Ipojuca encontra-se hoje poluído por resíduos sólidos e líquidos, orgânicos e inorgânicos, apresenta altas taxas de assoreamento, embora ainda apresente grande potencial para usos diversos, como agricultura, pesca, abastecimento de água, entre outras atividades industriais e de serviços.

3.1.3 Barragem do Engenho Maranhão

Desde a década de 70 do século XX, o Governo do Estado de Pernambuco já previa, em um projeto hídrico, a construção de uma barragem entre as cidades de *Escada* e Ipojuca para atender a futura demanda do complexo Industrial e Portuário de SUAPE. A barragem Engenho Maranhão (Figura 24) está em construção no rio Ipojuca a 25 quilômetros do litoral. O barramento será de concreto compactado com aproximadamente 370m de comprimento e 24m de altura. A barragem inundará uma área de 607 hectares, dos quais 80% localizam-se no município de Ipojuca e 20% no município de Escada. A barragem terá capacidade para acumular 50,5 milhões de metros cúbicos de água. A profundidade média do lago será de 6,5m e a máxima de 19m (ABF ENGENHARIA, SERVIÇOS E COMÉRCIO LTDA., 2010).

Figura 24 - Localização da Barragem do Engenho Maranhão em Ipojuca.



Fonte: **ITEP (SI).**

A barragem Engenho Maranhão fica situada na PE-042, que liga a BR-101 à rodovia PE-060 e terá vazão de água regularizada de 8.000 L/s. A principal finalidade desta barragem será o reforço no abastecimento de água bruta do Complexo Industrial e Portuário de Suape a partir do funcionamento da Refinaria Abreu e Lima e para a região de Nossa Senhora do Ó a Toquinho, no município do Cabo de Santo Agostinho e de algumas praias do Litoral Sul do Estado. A barragem

do Rio Ipojuca, na verdade, servirá ao abastecimento de indústrias e da rede hoteleira (ITEP, 2013).

As ações mitigadoras dos impactos da obra serão a prevenção contra assoreamento do rio Ipojuca, recuperação de áreas degradadas, reflorestamento do entorno da barragem do Engenho Maranhão e salvamento de animais no processo de inundação (ABF ENGENHARIA, SERVIÇOS E COMÉRCIO LTDA., 2010).

3.1.4 Estação de Tratamento d'água de Suape

A água captada dos mananciais de Bita e Utinga é conduzida à Estação de Tratamento d'Água (ETA), do tipo convencional que, atualmente, é operada pela Companhia Pernambucana de Saneamento (COMPESA) e está localizada fora da área da Unidade de Conservação, no Município de Ipojuca, na zona Administrativa do Complexo portuário. A ETA Suape iniciou a operação do Sistema em 1982 atendendo apenas ao Complexo Industrial de Suape, e, a partir de 1983, passou a produzir, aproximadamente, 6% do volume distribuído na Região Metropolitana do Recife, abrangendo o Complexo Industrial de Suape, Cabo, Ponte dos Carvalhos e Anel da Muribeca. A ETA tem capacidade para tratar 1.600L/s, podendo chegar a 3.200L/s quando seu projeto for concluído, mas, devido à limitação na adução de água bruta, só chega a produzir algo em torno de 800L/s (PIRES ADVOGADOS & CONSULTORES, 2000**;** COMPESA, SI).

3.2 LOCAL DE COLETA E PONTOS DE AMOSTRAGENS

As etapas do trabalho foram iniciadas pela definição dos pontos de amostragens nas barragens de Utinga e Bita, os parâmetros para caracterização da qualidade das amostras de água e coleta das águas.

Para comparações dos locais da área de estudo, estabeleceram-se quatro estações de monitoramento levando em consideração a extensão das barragens na tentativa de observar variações espaciais da qualidade da água devido ao aporte de poluentes na bacia hidrográfica. A numeração dos pontos de amostragens decresceu do rio tributário para a captação d´água bruta na barragem.

Na avaliação de alteração por perfil da qualidade de água nas barragens, foram coletadas amostras em até três alturas na coluna d´água por ponto de novembro de 2007 a janeiro de 2009.

As modificações sazonais (estações do ano) foram avaliadas considerando-se período chuvoso (março a agosto) e período de estiagem (janeiro, fevereiro, setembro a dezembro).

3.2.1 Barragem do Utinga

Na bacia hidrográfica de Utinga, as coletas foram realizadas em três estações fixas ao longo da barragem de Utinga e uma estação no rio Utinga de Baixo conforme pode ser observados na Tabela 7 e na Figura 25.

Tabela 7 - Descrição e Coordenada Geográfica dos pontos de coleta localizados na bacia hidrográfica de Utinga.

Identificação dos Pontos	Descrição dos Pontos	Coordenadas Geográficas
UT1	Próximo à captação da tomada d´água bruta da ETA Suape da COMPESA	8°21′05,95″S e 35°03′11,14″O
UT2	Afluente principal no meio da barragem	8°20′52,83″S e 35°04′05,07″O
UT3	Afluente principal no início da represa	8°21′31,48″S e 35°04′29,20″O
UT4	Rio Utinga de Baixo	8°19′55,93″S e 35°04′52,97″O

Figura 25 - Imagem de satélite da bacia hidrográfica do rio Utinga de Baixo identificando os pontos de coleta.

Fonte: Google Earth (2014).

3.2.2 Barragem do Bita

As coletas das amostras de água na bacia hidrográfica do rio Tabatinga foram realizadas em três pontos fixos ao longo da barragem do Bita e um ponto após a junção dos rios Ipojuca e Tabatinga que podem ser observados na Tabela 8 e na Figura 26.

Tabela 8 - Descrição e Coordenada Geográfica dos pontos de coleta localizados na bacia hidrográfica de Bita

Identificação dos Pontos	Descrição dos Pontos	Coordenadas Geográficas
BT1	Afluente principal próximo à tomada da água da COMPESA	8°22′17,51″S e 35°02′59,49″O
BT2	Entrada da junção da barragem	8°22′21,82″S e 35°03′25,42″O
BT3	Afluente principal da junção da água dos dois rios no meio da barragem	8°22′37,03″S e 35°03′34,29″O
BT4	Afluente após a junção da água dos rios Ipojuca e Tabatinga	8°22′39,45″S e 35°03′48,34″O

Figura 26 - Imagem de satélite da bacia hidrográfica do rio Tabatinga, identificando os pontos de coleta.

Fonte: Google Earth (2014)

3.2.3 Rio Ipojuca

As coletas das amostras de água do rio Ipojuca foram realizadas em um ponto próximo à tomada da água bruta no rio Ipojuca para reforço na barragem de Bita pela COMPESA em fevereiro de 2008 e em três pontos no rio Ipojuca próximos

do ponto IP-90 da rede de monitoramento da Bacia do Rio Ipojuca da CPRH em agosto de 2012 e estão apresentadas na Tabela 9 e na Figura 27.

Tabela 9 - Descrição e Coordenada Geográfica do ponto IP-90 da rede de monitoramento da Bacia do Rio Ipojuca da CPRH

Identificação dos Pontos	Descrição dos Pontos	Coordenadas Geográficas
IP-90	Na ponte PE-60 à jusante da Usina Ipojuca, no município de Ipojuca	8°24'16.5"S 35°04'00.5"O

Fonte: CPRH (2013)

Figura 27 - Ponto de coleta (a) próximo da captação da água bruta no rio Ipojuca para reforço na barragem de Bita e (b) IP-90 do monitoramento no rio Ipojuca da CPRH.

(a) (b)

Fonte: CPRH (2001)

3.3 PERÍODO DE AMOSTRAGEM

Para descrever o comportamento dos corpos de água durante as estações climáticas, as amostragens ocorreram ao longo de 5 (cinco) anos, em ambas as sub-bacias, nos períodos de estiagem (novembro/2007, fevereiro/2008, setembro/2008, outubro/2008, janeiro/2009 e fevereiro/2011) e chuvoso (maio/2008, julho/2008, agosto/2011 e agosto/2012), totalizando 10 coletas em cada área de estudo.

As amostras foram coletadas com auxílio de uma garrafa Van Dorn, na superfície (S) (30 cm), meio (M) e próximo a base (P) da coluna d´água exceto nos anos 2011 e 2012 que foram realizadas apenas na superfície. As amostras para determinação de *clorofila a* (Cla a, $\mu g.L^{-1}$) e densidade de *Cianobactéria* (Cianob,

cel.mL^{-1}) foram coletadas na superfície (30 cm) nos meses de novembro de 2007 e fevereiro de 2008, respectivamente.

As amostras, em ambas as barragens, foram coletadas utilizando-se frascos de polietileno de 5L, acondicionadas em caixas térmicas e transportadas no mesmo dia até o local das análises físico-químicas e microbiológicas.

As atividades de coleta, preservação e análises estão descritas no Standard Methods for the Examination of Water and Wastewater (SMEWW)(APHA, 2005).

As coletas foram realizadas em colaboração de profissionais do corpo técnico da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE), Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), Agência Estadual de Meio Ambiente de Pernambuco (CPRH) e Companhia Pernambucana de Saneamento (COMPESA), utilizando-se pequena embarcação.

3.4 PARÂMETROS ANALISADOS

Para avaliar a qualidade da água, foram realizadas análises “in situ” e no laboratório de Engenharia Ambiental e da Qualidade (LEAQ) da UFPE. Os parâmetros realizados em campo foram a temperatura da água (TH_2O, ºC), potencial hidrogeniônico (pH), condutividade elétrica (CE, µS.cm^{-1}), salinidade (sal, ‰), sólidos totais dissolvidos (TDS, mg.L^{-1}), saturação de oxigênio (OD_{sat}, %) e oxigênio dissolvido (OD, mg.L^{-1} de O_2) utilizando sonda multiparamétrica YSI 556 MPS, temperatura do ar (TAr, ºC) usando termômetro de mercúrio e transparência (transp, m) por meio de disco de Secchi.

Os parâmetros analisados no LEAQ/UFPE foram: alcalinidade total (AlcT, mg.L^{-1} de $CaCO_3$), cálcio (Ca, mg.L^{-1}), cloreto (Cl, mg.L^{-1}), *Coliformes termotolerantes* (ColiTerm, NMP.100mL^{-1}), Cor (Hazen ou Pt/Co), demanda bioquímica de oxigênio (DBO, mg.L^{-1} de O_2), dureza total (DT, mg.L^{-1} de $CaCO_3$), ferro total (Fe, mg.L^{-1}), fósforo total (P, mg.L^{-1} de P), magnésio (Mg, mg.L^{-1}), nitrogênio amoniacal (NH_3, mg.L^{-1} de N), nitrato (NO_3, mg.L^{-1} de N), nitrito (NO_2, mg L^{-1} de N), potássio (K, mg.L^{-1}), sódio (Na, mg.L^{-1}), sólidos totais (ST, mg.L^{-1}), sulfato (SO_4, mg.L^{-1}), turbidez (Turb, UNT) e Zinco total (Zn, mg.L^{-1}).

Os métodos empregados e referências metodológicas utilizadas para a caracterização da água dos mananciais foram: cloreto (Teste da MERCK ref. 1148970002 e SMEWW 4500-Cl^- B), alcalinidade total (2320 B: titulometria (H_2SO_4)

até pH 4,5), dureza total (SMEWW 2340 C: titulometria), cálcio (SMEWW 3500-Ca D), Magnésio (SMEWW 3500-Mg E), demanda bioquímica de oxigênio (sistema Oxi-top® (Merck) e SMEWW 5210 B: Incubação 5d e 4500-O C: Azida modificada), demanda química de oxigênio (método 5220 C: Refluxo fechado/ titulometria do $K_2Cr_2O_7$), nitrogênio amoniacal (Teste da MERCK ref. 1006830001 e SMEWW 4500-NH_3 C: titulometria), nitrogênio total de Kjedahl (SMEWW 4500-Norg B: titulometria), cor (SMEWW 2120C: colorimetria), fósforo total (Teste da MERCK ref. 1.14848.0001 e SMEWW 4500-P – A, B e C: digestão/colorimetria com vanandato e molibdato de amônio), sulfatos (Teste da MERCK ref. 1.14548.0001 e SMEWW 4500-SO_4 E: turbidimetria), nitrito (Teste da MERCK ref. 1.14776.0001)**,** nitrato (Teste da MERCK ref. 1.09713.000), sólidos totais (SMEWW 2540B; gravimetria), sólidos suspensos totais (SMEWW 2540 D: filtração em membrana 0,45 mm/gravimetria), sólidos dissolvidos totais (SMEWW 2540 C: filtração em membrana 0,45 mm / gravimetria), sólidos fixos e voláteis (SMEWW 2540E: gravimetria), ferro total e zinco (SMEWW 3500 Fe-B e Zn-B: Espectrômetro de Absorção Atômica com Chamas, marca VARIAN, modelo AA 240 FS - Fast Sequetial Atomic Absorption Sprectrometer), sódio e potássio (SMEWW 3500 Na-D e K-D: fotometria de chama, marca BENFER, modelo BFC 150), dureza total (titulação volumétrica), turbidez (SMEWW 2130B: turbidimetria, marca HACH, modelo 2100N), *Coliformes termotolerantes* (Colilert Idexx Laboratorie).

Os padrões e soluções utilizadas nas determinações foram preparados com reagentes de grau analítico (PA) e água “ultrapura” Milli-QTM (Millipore >18 M).

A determinação de C*lorofila a* foi realizada no laboratório pela CPRH e densidade de *Cianobactéria* foi realizada no laboratório pela COMPESA.

3.5 CLIMATOLOGIA DA ÁREA DE ESTUDO

O clima da região, segundo a classificação climática de W. Köppen, é do tipo As’, clima quente e úmido pseudo-tropical (KOENING *et.al.,* 2002) e Am (clima de monções).

Nesta área, observam-se que as maiores concentrações de chuvas na região ocorrem entre os meses de março e julho, correspondente a 74% do total anual. O regime se caracteriza por apresentar, durante o ano, totais de 1.900mm, atingindo até 2.500mm, distribuídos numa média de 110 dias por ano (PIRES ADVOGADOS &

CONSULTORES, 2000). A umidade relativa do ar é alta, varia entre 79,2% e 90,7%, nos meses mais chuvosos, que vai de abril a julho.

A temperatura média do ar durante o ano apresenta valores mais elevados nos meses de novembro, dezembro, janeiro, fevereiro e março, da ordem de 26,1ºC. Os meses com menor temperatura são junho e julho (23,2 °C e 22,3°C, respectivamente), agosto e setembro (22,5°C) e outubro (23,1°C) (PIRES ADVOGADOS & CONSULTORES, 2000b).

Os ventos predominantes são as brisas que sopram do oceano para o continente durante o dia e do continente para o oceano à noite, devido à diferença de densidade ocasionada pelo aquecimento desigual entre o solo e água (PIRES ADVOGADOS & CONSULTORES, 2000b).

Para verificar a influência da precipitação nos dados de qualidade da água, utilizaram-se os resultados de pluviometria total mensal (pluv, mm) de Porto de Galinhas ou Cabo, em Ipojuca. A informação foi obtida do Laboratório de Meteorologia de Pernambuco do Instituto de Tecnologia de Pernambuco (LAMEPE–ITEP) nos relatórios da CPRH.

3.6 DISPONIBILIDADE DE DADOS

Os dados de qualidade da água bruta das barragens de Utinga e Bita, e rio Ipojuca utilizados no trabalho do LEAQ/UFPE estão apresentados no Apêndice A nas Tabelas A3, A6 e A8.

Para a construção dos modelos, foram realizados levantamentos dos dados secundários do monitoramento de qualidade das águas dos mananciais de Utinga de Baixo, Tabatinga e Ipojuca de 2005 até 2013, utilizados como fontes de abastecimento para consumo humano, após tratamento convencional na ETA SUAPE no Estado de Pernambuco. As informações foram obtidas junto aos órgãos gestores desses recursos naturais, que tradicionalmente dispõem destes tipos de dados ambientais tendo a garantia de qualidade necessária e possuíam informações relevantes para os estudos propostos, como a Secretaria de Recursos Hídricos (SRH), através de convênio com a Agência Estadual de Meio Ambiente e Recursos Hídricos (CPRH) e Companhia Pernambucana de Saneamento (COMPESA). Os dados obtidos estão disponibilizados nas Tabelas A1, A2, A4, A5 e A7 no Apêndice A.

A COMPESA monitora a *qualidade da água* dos mananciais por meio de coletas bimestrais no ponto de adução de água destinada ao tratamento e abastecimento público pela ETA SUAPE*,* conforme estabelece o art.40 da Portaria 2914/2011 do Ministério da Saúde (BRASIL, 2011), que define parâmetros e diretrizes para a água potável. A qualidade da água das barragens de Utinga e Bita tem sido monitorada desde 1984 e 1991, respectivamente. Os dados hidrobiológicos e físico-químicos foram fornecidos pela Coordenação de Laboratório de Controle de Qualidade (CLQ) da COMPESA. As coletas foram realizadas durante o período de janeiro de 2005 a dezembro de 2013. A escolha deste período de amostragem ocorreu em virtude da disponibilidade de dados de qualidade do reservatório pela referida Coordenação, doadora dos resultados. A escolha deste ponto de coleta ocorreu por ser o local exato de captação de água pela Companhia, além de ser uma exigência prevista pela Portaria 2914/2011 para o monitoramento de água abastecimento.

A CPRH monitora as referidas barragens, trimestralmente, desde 2005, no mesmo ponto de coleta que a COMPESA. A estação IP-90, no rio Ipojuca, foi monitorada com frequência de coleta bimensal desde 1986. Os parâmetros monitorados são os físicos (temperatura do ar e da água, turbidez, condutividade elétrica e sólido total), químicos (pH, nitrogênio amoniacal, nitrito, nitrato, fósforo total, demanda bioquímica de oxigênio e oxigênio dissolvido) e microbiológico (*Coliformes Termotolerantes, Cianobactérias, Daphnia e Clorofila a*), que refletem, principalmente, a contaminação dos corpos hídricos causada pelo lançamento de esgoto doméstico.

É importante ressaltar que, nos laboratórios da CPRH e COMPESA, a metodologia de análise dos parâmetros físico-químicas e microbiológica das barragens de Utinga e Bita e rio Ipojuca seguem o estabelecido por Standard Methods for the Examination of Water and Wastewater e American Public Health Association.

No Quadro 6, podem ser melhor visualizados os órgãos gestores e os indicadores de qualidade de água dos mananciais dos rios Utinga de baixo, Tabatinga e Ipojuca utilizados no trabalho.

Quadro 6 - Indicadores de qualidade de água dos mananciais dos rios Utinga de baixo, Tabatinga e Ipojuca e os respectivos órgãos gestores desses recursos naturais.

Parâmetros	LEAQ/UFPE	CPRH	COMPESA
Temperatura do ar	X	X	
Temperatura da água	X	X	
Potencial Hidrogeniônico	X	X	X
Condutividade Elétrica	X	X	X
Turbidez	X	X	X
Cor	X		X
Oxigênio Dissolvido	X	X	
Demanda Bioquímica de Oxigênio	X	X	
Sólidos Totais	X	X	
Sólidos Dissolvidos Totais	X		X
Fósforo Total	X	X	X
Nitrogênio Amoniacal	X	X	X
Nitrogênio Nitrito	X	X	X
Nitrogênio Nitrato	X	X	X
Alcalinidade Total	X		X
Cloretos	X		X
Dureza Total	X		X
Cálcio	X		X
Magnésio	X		X
Sódio	X		X
Potássio	X		X
Ferro total	X		X
Zinco	X		X
Coliformes Termotolerantes	X	X	
C*lorofila a*	X	X	
Cianobactérias	X	X	X
Transparência	X		
Pluviometria total mensal		X	

3.7. TRATAMENTO DOS DADOS

Para permitir o conhecimento da precisão e representatividade dos dados disponíveis de qualidade das águas dos mananciais dos rios Utinga de baixo, Tabatinga e Ipojuca, os resultados das análises laboratoriais com valores mal classificados, teores não-atômicos e inexistentes, receberam tratamento dos dados, uma vez que um dos objetivos desse trabalho foi mostrar o comportamento dos elementos através de uma interpretação estatística multivariada e de técnicas de sistemas inteligentes.

A transformação desses dados foi realizada da seguinte forma: os valores não-atômicos encontrados na base de dados foram substituídos pelo valor possível. Por exemplo: o teor dos *Coliformes termotolerantes* $\geq$ 160.000,00 NMP.100mL^{-1} foi substituído por 160.000,00 e o teor de *fósforo* < 0,01 mg.L^{-1} foi substituído por 0,01.

Os valores abaixo do limite de detecção do equipamento foram substituídos pelo valor detectado pelo método padrão, como por exemplo, o teor de nitrogênio

amoniacal = ND (não detectado) foi substituído pelo menor detectado pelo método padrão que é 0,12 $mg.L^{-1}$.

Os valores ausentes (*missing values*) de um parâmetro em um determinado padrão da base de dados foram resolvidos pelo cálculo da média do parâmetro por barragem, ponto de coleta e pelo período de amostragem (chuvoso ou estiagem), substituindo os valores ausentes pelo valor médio.

Os dados faltosos dos resultados da precipitação pluviométrica mensal referentes aos anos de 2004 e 2013 nos relatórios do monitoramento da qualidade da água dos relatórios da CPRH para a região foram obtidos a partir da média histórica dos registros pluviométricos.

Desta forma, foi possível utilizar os dados brutos de forma completa, sem lacunas de valores, e dentro destas condições de contorno admitidas para este trabalho, essa aproximação não compromete a variabilidade dos resultados analíticos.

Os dados dos indicadores de qualidade de água também sofreram um pré-processamento e transformação linear, denominada de "autoescalonamento e normalização", numa escala variando de 0 a 1, que consiste em transformar as variáveis com média zero e desvio padrão unitário. Tal transformação é fundamental para os parâmetros com diferentes unidades de medições e valores abrangendo escalas mais diferentes, e para garantir que todas as variáveis têm uma importância comum.

3.8 ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS

A análise estatística descritiva básica e multivariada de análise de componentes principais (ACP) foi realizada utilizando o Software do programa Statistica StatSoft ® versão 7.

Na análise estatística descritiva básica, elaboraram-se Tabelas (A1 à A12) e Gráficos (B1 à B22) relacionando os valores dos parâmetros dos mananciais de Utinga, Bita e Ipojuca com os valores estabelecidos na resolução do CONAMA para águas doces de classe 2 que foram dispostos em Apêndice A e B, respectivamente.

Devido à complexidade e ao grande número de parâmetros determinados nas barragens aplicou-se a técnica estatística multivariada de Análise de Componentes Principais (ACP) conforme sugerido por Zhou *et.al*., (2008), com o objetivo de

analisar e interpretar os resultados identificando os parâmetros mais importantes na qualidade da água, bem como a existência ou não de variações espaciais e sazonais nas características físicas, químicas e microbiológica das águas das barragens.

Neste trabalho foram escolhidas componentes principais que representam juntas mais de 70% da variação total ou com autovalores maiores que 1.

Na avaliação do modelo, foi utilizada a validação cruzada das variáveis. No estudo, consideram–se significativas aquelas correlações cujos valores de coeficientes foram (R > 0,5000) como indicativo de forte correlação entre as variáveis empregadas (BORGES *et al.,* 2008).

Os resultados dos modelos de ACP foram apresentados em forma de Tabelas e Gráficos dos parâmetros (pesos) e amostras (escores) para visualizar a dispersão da qualidade da água nos mananciais.

3.9 REDE NEURAL ARTIFICIAL (RNA)

As redes neurais têm como característica o aprendizado ou treinamento de comportamentos complexos de sistemas físicos, químicos e biológicos, através de dados reais ou experimentais.

O sucesso ou não do modelo de RNA depende diretamente da etapa de seleção de variáveis, já que esta garante a confiabilidade e a validação do mesmo. É importante ressaltar que, em decorrência da disponibilidade de variáveis e dos dados das barragens de Utinga e Bita, e do rio Ipojuca em Suape-PE cedidos pela CPRH e COMPESA, foram utilizados diferentes parâmetros para a construção das redes neurais.

Como base na quantidade de dados, parâmetros adquiridos para camada de entrada ("n" nós) e o da camada de saída (5 nós), foi possível examinar quatro alternativas de arquiteturas de redes neurais artificiais (RNAs).

No Quadro 7, apresentam-se os quatro diferentes modelos de RNA que foram testadas. Neste estudo, a RNA foi constituída de três camadas: uma camada de entrada contendo 9, 14, 18 ou 8 neurônios, uma camada intermediária contendo de 4 a 25 neurônios e uma camada de saída com 5 neurônios. O programa recomenda um número mínimo e máximo de neurônios na camada escondida das RNAs que pode ser alterada a critério do pesquisador.

Quadro 7 - Diferentes modelos de redes neurais artificiais desenvolvidos.

Modelo	Número de amostras	Parâmetros de entrada	Saída da RNA
1	223	Temperatura da água, Potencial Hidrogeniônico, Oxigênio Dissolvido, Demanda Bioquímica de Oxigênio, Nitrogênio Amoniacal, Fósforo Total, Turbidez, Sólidos Totais e *Coliformes Termotolerantes*	Ótimo, Bom, Aceitável, Ruim e Péssimo
2	61	Temperatura do ar e da água, pH, OD, DBO, Condutividade Elétrica, Turbidez, Fósforo Total, Amônia, Nitrito, Nitrato, ST, C*lorofila a* e *Coliformes Termotolerantes*	
3	160	pH, CE, Turbidez, Cor, Alcalinidade Total, Cloretos, Fósforo Total, Sulfatos, Amônia, Nitrito, Nitrato, Dureza Total, Cálcio, Magnésio, Sódio, Potássio, Ferro Total e Zinco	
4	103	pH, CE, Turbidez, Fósforo Total, Amônia, Nitrito, Nitrato, e *Cianobactérias*	

Como exemplo, apresenta-se o modelo 1 de arquitetura da RNA com a camada de entrada da rede composta por 9 (nove) neurônios, os quais representam os parâmetros do IQA-CPRH, conforme segue:

Neurônio 1 - temperatura da água (TH_2O)
Neurônio 2 - potencial hidrogeniônico (pH)
Neurônio 3 - oxigênio dissolvido (OD)
Neurônio 4 - demanda bioquímica de oxigênio (DBO)
Neurônio 5 – nitrogênio amoniacal (NH_3)
Neurônio 6 - fósforo total (P)
Neurônio 7 - turbidez (Turb)
Neurônio 8 - sólidos totais (ST)
Neurônio 9 - *Coliformes termotolerantes* (ColiTerm)

Na camada de saída, tem-se 5 (cinco) neurônios, conforme segue:

Neurônio 1 - ótima (OT - classe 1 das águas doces conforme a resolução do Conselho Nacional de Meio Ambiente - CONAMA n° 357 de 2005)
Neurônio 2 - boa (BO - classe 2)
Neurônio 3 - aceitável (AC - classe 3)
Neurônio 4 - ruim (RU - classe 4)
Neurônio 5 – péssima (PE - fora das classes)

Os modelos 2, 3 e 4 de RNAs seguem esta mesma ordem de raciocínio.

Os dados foram normalizados entre 0,1 e 0,9, para que as funções de ativação das unidades de RNA possam operar sobre as variáveis de entrada, uma vez que várias destas funções têm um intervalo de entrada entre 0 e 1 ou -1 e 1.

No presente trabalho, na realização da modelagem, foi empregado o software do programa Statistica StatSoft ® versão 7utilizando as redes neurais automáticas (*automated neural networks).* Os modelos para classificação da qualidade da água foram construídos usando a RNA perceptron multicamadas (*Multilayer Perceptron* - MLP) com o algoritmo de treinamento baseado no método de aprendizagem quase-Newton do tipo Broyden, Fletcher, Goldfarb e Shanno (BFGS) e RNA com funções de ativação de base radial (radial basic function **-** RBF) treinada pelo algoritmo de método reduzido biquaternions e sua Transformada de Fourier (RBFT). Estes algoritmos são considerados moderno e numericamente mais preciso do que outros métodos.

Na RNA MLP, foram utilizadas nas camadas intermediárias e saída as funções de transferências do tipo identidade (identity), logística (logistic), tangente hiperbólica (tanh), exponencial (exponential), seno (sine) e softmax, estando contidos num intervalo [0,1] ou [-1,1].

Na RNA RBF, foi utilizada na camada intermediária a função de transferência do tipo gaussiana (gaussian), e na camada de saída as mesmas funções de transferências utilizadas na RNA MLP.

As funções de erro utilizadas foram a soma dos quadrados (sum of squares) e entropia cruzada (cross entropy).

O método de amostragem utilizado foi o randômico com os dados divididos em 50% treinamento (utilizados para ajustar os pesos da rede neural), 25% validação (usados apenas para calcular a função erro utilizada para interromper o treinamento quando esta atingir seu valor mínimo) e 25% Teste (utilizado após a rede ter sido treinada para avaliar o desempenho do modelo). As RNAs foram treinadas utilizando 200 iterações e 10 repetições. Salienta-se que esses procedimentos estão relacionados aos softwares e à quantidade de dados utilizados, se forem outros, possivelmente, terão outras especificidades para trabalhar com redes neurais.

A seleção da melhor arquitetura RNA MLP ou RBF foi realizada com base nos resultados obtidos globais e Teste da rede em estudo, observando os valores do coeficiente de correlação (CC), análise da sensibilidade, percentual de acertos da matriz de classificação ou confusão, gráficos de dispersão e superfície de resposta do erro médio quadrático (do inglês *Mean Square Error* - MSE). Os valores de CC perto de 1,0 (ou 100%) indicam um bom desempenho do modelo. Os menores valores de MSE garantem um melhor desempenho do modelo.

A matriz de confusão demonstra informações sobre o alvo (classe real do padrão de água de superfície) e da saída (classe prevista pela rede). Na matriz, cada coluna representa um alvo (real) de classe, ao passo que, cada linha representa uma classe da saída (prevista) (WECHMONGKHONKON, POOMTONG e AREERACHAKUL, 2012).

3.10 SISTEMA DE LÓGICA *FUZZY*

Para implementação e simulação do modelo no sistema Lógica *fuzzy,* foi utilizado o Toolbox do software MATLAB® R2009a versão 7.8.0.

No sistema de inferência '*Fuzzy,*' foi aplicado o método de Mandani e configurado com os seguintes operadores: 'AndMethod' = 'min', 'OrMethod' = 'max', 'ImpMethod' = 'min', 'AggMethod' = 'max', 'DefuzzMethod' = 'centroid'.

Com base no conhecimento dos especialistas da área no sistema fuzzy, foram construídas as funções de pertinência trapezoidal que mapeiam um domínio de interesse num intervalo [0,1] para as variáveis linguísticas de entrada e saída. Para a etapa de defuzzificação, foi utilizado o método do centro de gravidade (*Centroid*), as regras de inferência linguística do tipo "SE" e "ENTÃO", que modelam a aplicação do operador matemático mínimo (Mín) para um conectivo lógico "E".

Os conjuntos nebulosos foram desenvolvidos utilizando as variáveis linguísticas de entrada, os parâmetros de água (pH, condutividade elétrica, turbidez, fósforo total, amônia, nitrito, nitrato e *Cianobactérias)* e os respectivos valores estabelecido na Resolução CONAMA 357/2005 para águas doces de classe 1, 2, 3, 4 e fora das classes.

A variável linguística de saída foi *"Qualidade da água"* denominada como "Ótima (>80)", "Boa (79 a 52)", "Aceitável (52 a 37)", "Ruim (36 a 20)" e "Péssima (<19)".

No sistema, foram implementadas 133 regras fuzzy de acordo com o grau de importância, ou de pertinência, para a resposta do sistema, em conformidade com as definições dos especialistas.

Neste trabalho, para implementação da estratégia da lógica fuzzy foram aplicados os dados experimentais do monitoramento das Barragens de Utinga e Bita do LEAQ/UFPE, CPRH e COMPESA para verificar a eficiência do modelo e comparados com IQA-CPRH.

3.11 SISTEMA HÍBRIDO NEUROFUZZY

Nesta pesquisa, utilizou-se o analisador virtual no sistema híbrido neurofuzzy (com o sistema ANFIS editor gui - anfisedit) do *ToolBox* do software MATLAB® R2009a versão 7.8.0 para classificar os dados de qualidade de água das barragens de Utinga e Bita.

O sistema Neurofuzzy do tipo Sugeno tem sua topologia definida em cinco camadas que são usadas para construir este sistema de inferência. O algoritmo de treinamento híbrido consiste na combinação dos métodos de "gradiente descendente" e "mínimos quadrados" para atualizar os parâmetros do modelo.

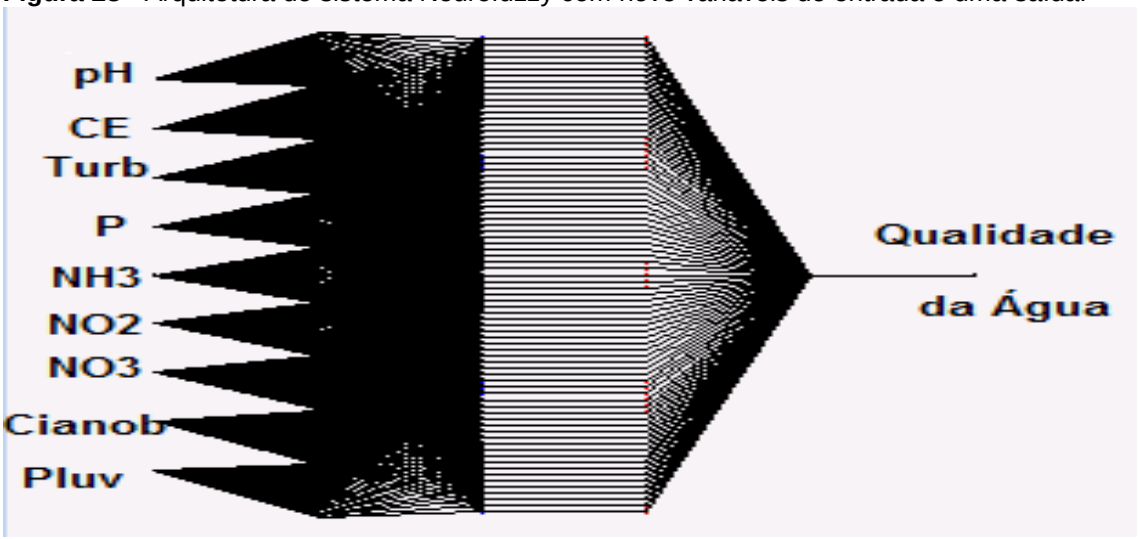
O banco de dados foi composto por 103 amostras de água das barragens, e desse número total de amostras, 75% foram utilizados para treinamento (*Training data* - 77 dados) e os outros 25% para validação (*checking data* - 26 dados).

Neste estudo, utilizou-se nove variáveis de entradas (pH, condutividade elétrica, turbidez, fósforo total, amônia, nitrito, nitrato, *Cianobactérias* e pluviometria mensal), e uma variável de saída "*Qualidade da Água".*

A qualidade da água dos mananciais foi classificada em cinco classes: "*Ó*tima - classe I", "Boa - classe II", "Aceitável - classe III", "Ruim - classe IV" e "Péssima - fora das classes da resolução CONAMA 357/05". E foram atribuídos como os valores de saída teórica os valores-alvo binário (1, 0, 0, 0, 0), (0, 1, 0, 0, 0), (0, 0, 1, 0, 0), (0, 0, 0, 1, 0) e (0, 0, 0, 0, 1), respectivamente.

Na Figura 28, pode-se observar a arquitetura do sistema Neurofuzzy composta de cinco camadas para avaliação da qualidade da água.

Figura 28 - Arquitetura do sistema Neurofuzzy com nove variáveis de entrada e uma saída.



Os dados foram salvos e testeado no sistema Neurofuzzy. Utilizou-se o sistema de inferência difuso particionado por agrupamento subtrativo. Os parâmetros utilizados foram os seguintes:

Neurofuzzy:
Épocas: 100
Meta do erro de treinamento: 0
Passo: 0,01
Taxa de decrescimento do passo: 0,9
Taxa de crescimento do passo: 1,1
Dados utilizados para treinamento: 75%
FIS particionado por: Agrupamento subtrativo
Método para treinamento Neurofuzzy: Híbrido
Raio de influência: 0,1
Fator Squash: 1,25
Taxa de aceitação: 0,5
Taxa de rejeição: 0,15

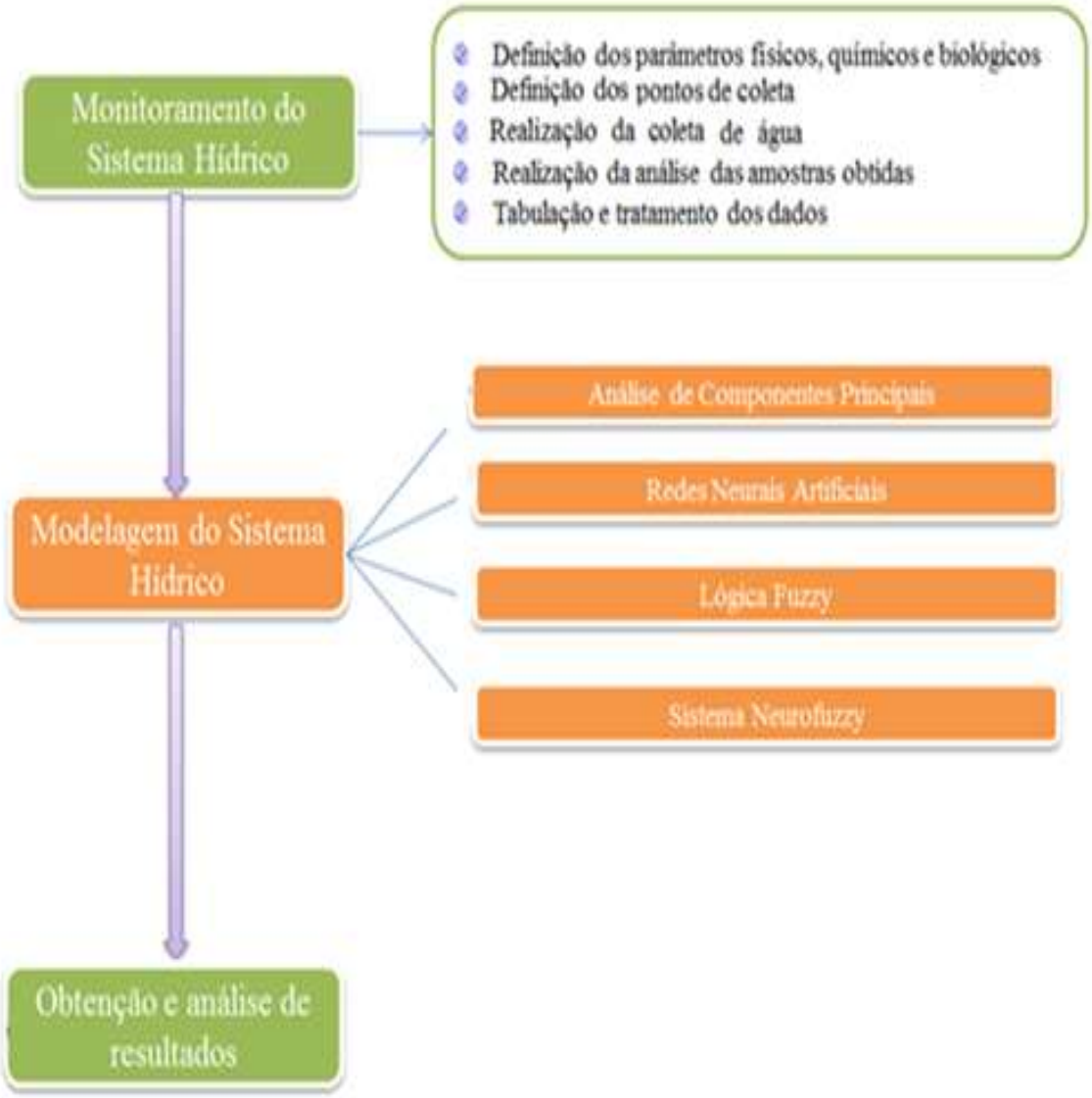
A função de pertinência da entrada utilizada foi de tipo gaussiana (gaussmf) *e a* função de pertinência de saída foi *linear.*

O método de tentativa e erro foi aplicado para se encontrar o melhor raio na geração dos sistemas híbridos *neuro-fuzzy*.

O desempenho dos modelos Neurofuzzy foram avaliados de acordo com critérios estatísticos, como coeficiente de correlação (CC) e erro médio quadrático (do inglês *Mean Square Error* - MSE). Os valores de CC perto de 1,0 indicam um bom desempenho do modelo. Os menores valores de MSE garante um melhor desempenho do modelo.

A metodologia desenvolvida no trabalho pode ser melhor visualizada através do fluxograma apresentado na Figura 29.

Figura 29 - Fluxograma das estratégias metodológicas adotadas no desenvolvimento do trabalho.



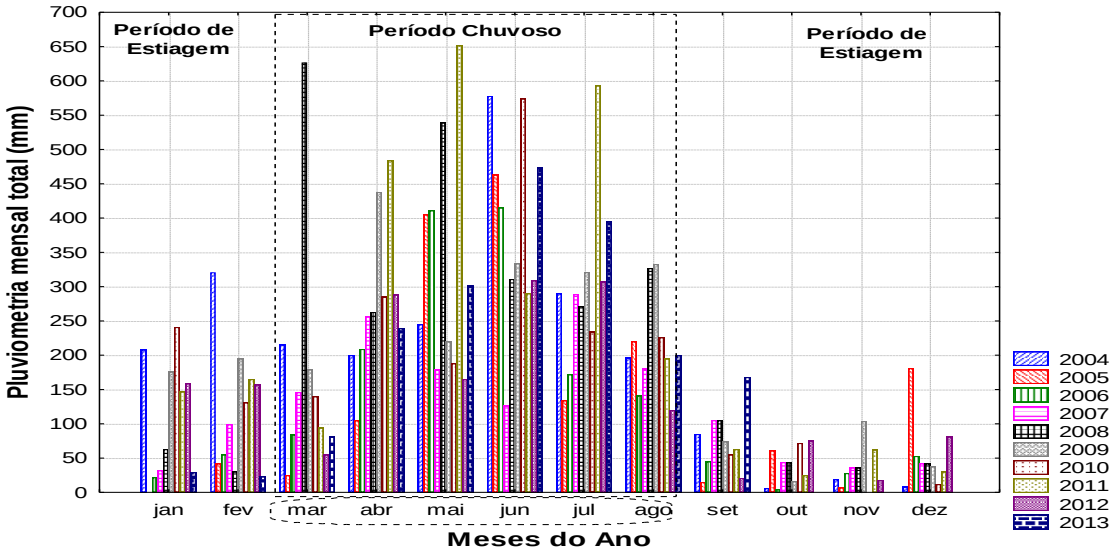
Fontes: adaptado de Garcia (2012)

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 ASPECTOS GERAIS

Na Figura 30, observa-se um definido ciclo sazonal nos anos de 2004 a 2013, onde o período chuvoso foi de março a agosto, com máximas de precipitação de 652,0 mm em maio de 2011, e o período de estiagem de setembro a fevereiro, com valor mínimo de 0 mm de chuva em janeiro de 2005 e novembro de 2010.

Figura 30 - Pluviometria mensal (mm) em Ipojuca entre janeiro de 2004 e setembro de 2013.



Fontes: adaptado do ITEP - LAMEPE ou APAC

Com relação a precipitações pluviométricas, observou-se um período chuvoso caracterizado pelo outono/inverno, ou seja, de março a setembro, e um período de estiagem, que embora mais característico da primavera, se estende em determinados anos até o verão, de outubro a março. Durante o período de estudo, a precipitação pluviométrica esteve dentro do padrão de chuvas para a região, corroborando com Grego et al. (2004) que observaram um ciclo sazonal bem definido, na região do estuário do rio Timbó-PE onde as chuvas tendem a aumentar de março a agosto, caracterizando o período chuvoso, enquanto os demais meses caracterizam o período seco ou estiagem (setembro a fevereiro). Os pesquisadores observaram também que mesmo a precipitação pluviométrica estando dentro do padrão de chuvas para a região nos anos de 2002 a 2003, provocou alterações em alguns parâmetros ambientais tais como a temperatura, salinidade, transparência e os sais nutrientes.

De acordo com Silva (2009), um dos maiores fatores responsáveis pelo aporte de nutrientes nos ecossistemas aquáticos é exatamente a precipitação pluviométrica que, através da lixiviação do solo, carreia para os ambientes não só nutrientes mais outras substâncias produzidas pelas atividades humanas.

Assim como ocorre com a maior parte das águas superficiais naturais, as águas dos rios Utinga de baixo, Tabatinga e Ipojuca, que abastece a ETA Suape, caracterizam-se por amplas variações de qualidade.

A partir dos dados de qualidade das águas do rio Utinga de Baixo (Tabelas A1 à A3 no Apêndice A e gráficos B1a à B22a no Apêndice B), observou-se que os valores de *Cianobactérias*, cor, ferro total, fósforo total, oxigênio dissolvido, pH, turbidez e zinco apresentavam-se em desconformidade a especificação exigida pela Resolução CONAMA N^0 357/2005 para águas doces de classe 2.

Nas Tabelas A4 à A6 (Apêndice A) e gráficos B1b à B22b (Apêndice B), observou-se que as águas do rio Tabatinga apresentavam valores em desconformidade com o limite da Resolução CONAMA N^0 357 (2005) para águas doces de classe 2, quanto aos *Coliformes Termotolerantes,* cor, demanda bioquímica de oxigênio, ferro total, fósforo total, OD, pH, sólidos totais, sólidos dissolvidos totais, turbidez e zinco*.*

Os parâmetros avaliados no monitoramento da qualidade d´água do rio Ipojuca (Tabelas A7 e A8 no Apêndice A e gráficos B3c à B11c no Apêndice B), mostraram-se em desconformidade com a Resolução CONAMA N^0 357/2005, quanto aos *Coliformes Termotolerantes,* condutividade elétrica, demanda bioquímica de oxigênio, fósforo total, OD, pH, sólidos totais e turbidez*.*

Esses resultados evidenciam que, provavelmente, o principal problema das barragens de Utinga e Bita e rio Ipojuca é a degradação da qualidade das águas causada pela contaminação do lançamento de efluentes da agroindústria canavieira, doméstico e industrial principalmente da zona urbana/industrial, indicando que as águas nos pontos analisados não devem ser utilizadas sem tratamento prévio.

Os baixos teores de nitrogênio amoniacal, nitrito e nitrato encontrado nas águas dos reservatórios em estudo e rio Ipojuca provavelmente podem estar associados às etapas de degradação da poluição orgânica e/ou por meio da relação entre as formas de nitrogênio absorvidos e utilizados pelas bactérias e/ou a seu consumo pelos gêneros de cianobactérias não fixadores de nitrogênio. Os

compostos de nitrogênio são nutrientes para processos biológicos, pois, depois do carbono, o nitrogênio é o elemento exigido em maior quantidade pelas células vivas.

Souza e Tundisi (2003) compararam a qualidade água do Rio Jaboatão e as classes determinadas pela resolução CONAMA n° 20/1986. Os pesquisadores observaram que todos os sites, nos períodos estudados (inverno e verão), deveriam ser incluídos dentro dos limites das classes 3 e 4 para águas doces.

Na tentativa de avaliar as alterações dos parâmetros bióticos e abióticos nas bacias hidrográficas dos rios de Utinga de Baixo e Tabatinga, foram investigados através de um estudo multivariado pela técnica de Análise de Componentes Principais (ACP), descrita a seguir.

4.2 AVALIAÇÃO DA CLOROFILA A COM OS COMPONENTES BIÓTICOS E ABIÓTICOS DA ÁGUA DAS BARRAGENS DE UTINGA E BITA.

Os resultados da análise de *clorofila a* realizadas nas águas das bacias hidrográficas de Utinga e Bita no mês de novembro de 2007 (primeira coleta) são apresentados na Tabela 10.

Tabela 10 - Concentração de *Clorofila a* nos pontos de amostragens nas barragens de Utinga e Bita durante o mês de novembro de 2007.

Parâmetro	**UT1S**	**UT2S**	**UT3S**	**BT1S**	**BT2S**	**BT3S**
Clorofila a (mg/L)	1,37	5,19	1,64	6,98	5,16	8,19

Como pode ser observado na Tabela 10, a barragem de Bita apresentava uma maior concentração de *Clorofila a* do que a barragem de Utinga. O ponto de coleta BT3S exibia a maior concentração dos três pontos de coleta no rio Tabatinga. Na barragem de Utinga, a maior concentração foi detectada no ponto UT2S.

4.2.1 Análise do componente principal para *Clorofila a*

Os resultados do monitoramento da qualidade da água das barragens de Utinga e Bita do mês de novembro de 2007 (Apêndice A na Tabela A9) compõem um conjunto de dados de características multivariadas. Nos dados do monitoramento das barragens de Utinga e Bita, foi aplicada a ACP e a matriz total representada no espaço tem dimensões de 6 (seis) amostras por 28 (vinte e oito) parâmetros físico-

químicos e microbiológico da água dos mananciais em estudo, sendo (27 ativas e 1 suplementar).

A partir da ACP da matriz dos dados, verifica-se uma grande redução no número de variáveis, uma vez que o melhor ajuste do modelo ocorreu com a inclusão de quatro CPs antes observadas em 28 dimensões. As quatro primeiras CPs explicam 97,5% da informação original total dos dados e podem ser representadas em dois gráficos dos escores dos objetos. Estes resultados confirmam aqueles encontrados por Andrade *et al.* (2007), que aplicaram ACP nas águas superficiais na bacia do Alto Acaraú, no Ceará, e encontraram um modelo formado por três componentes, explicando 88,18% da variância total.

Na Tabela 11, são apresentados os valores dos pesos das variáveis empregadas nas quatro CPs obtidas no período em estudo utilizado na ACP.

Tabela 11 - Matriz dos pesos da C*lorofila a* e as 27 variáveis nas quatro CPs selecionadas nas barragens de Utinga e Bita (Continua).

Variáveis	**CP1**	**CP2**	**CP3**	**CP4**
TAr	**0,76***	0,24	0,25	**-0,48**
TH_2O	**-0,57**	**-0,59**	-0,43	0,29
pH	**0,57***	**-0,80**	-0,17	0,05
OD	**-0,47**	**-0,81**	-0,19	-0,28
DBO	**0,67***	**-0,61**	0,32	0,26
NH_3	**-0,59**	0,19	**-0,69**	0,19
NO_2	0,37	**-0,83**	0,24	0,34
NO_3	**0,58***	**-0,54**	**0,58***	0,04
P	**0,74***	**0,64***	0,20	$4,07x10^{-3}$
Cor	0,05	0,23	**0,90***	0,32
Turb	**0,95***	0,05	0,08	-0,20
CE	**0,99***	$4,97x10^{-3}$	-0,14	$1,51x10^{-3}$
ST	**1,00***	$4,47x10^{-3}$	0,01	0,07
SDT	**1,00***	0,02	-0,01	0,04
AlcT	**0,76***	**-0,64**	0,01	-0,02
DT	**0,99***	-0,12	-0,05	-0,09
Ca	**0,91***	0,22	0,31	0,17
Mg	**0,90***	-0,29	-0,24	-0,21
SO_4	**0,88***	0,07	-0,07	0,29
Fe	0,01	0,36	-0,25	**0,84***
Zn	**0,80***	0,18	**-0,51**	-0,24
Na	**0,98***	-0,03	-0,18	$3,25x10^{-3}$
K	**0,99***	0,06	-0,13	-0,01

Tabela 11 - Matriz dos pesos da *Clorofila a* e as 27 variáveis nas quatro CPs selecionadas nas barragens de Utinga e Bita (Conclusão).

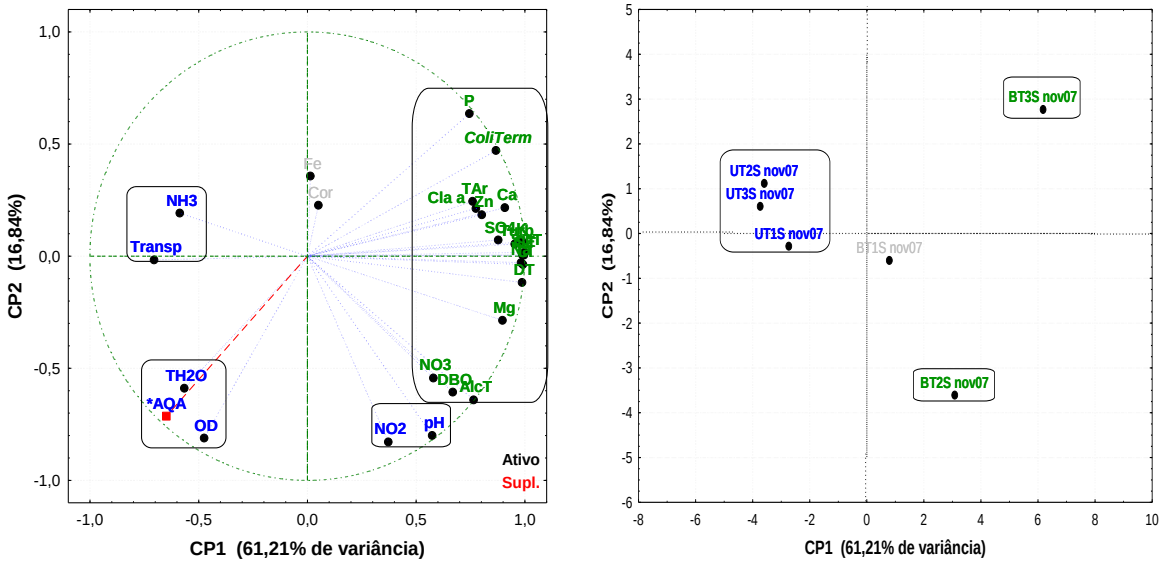
Variáveis	CP1	CP2	CP3	CP4
Cl	**0,99***	-0,04	-0,08	0,09
Transp	**-0,70**	-0,02	**0,71***	0,02
Cla a	**0,77***	0,21	**-0,51**	0,27
ColiTerm	**0,87***	**0,47***	0,13	0,01
**AQA	**-0,65**	**-0,71**	-0,16	-0,19
Autovalores	**16,53**	**4,55**	**3,48**	**1,78**
Variância explicada (%)	61,21	16,84	12,87	6,58
Variância cumulada (%)	**61,2**	**78,0**	90,9	97,5

Na Tabela 11, estão destacados em **negrito,** sublinhado e (*) asterisco as correlações ≥ \|0,50\| que foram consideradas significativas na interpretação do componente principal, e (**) variável suplementar**.**

4.2.2 Análise da primeira e segunda componente principal para *Clorofila a*

As Figuras 31a e 31b apresentam os gráficos dos pesos das variáveis e dos escores das amostras na CP1 *versus* a CP2 caracterizando 78,0% das amostras da barragem de Utinga conforme os parâmetros físico-químicos e microbiológico.

Figura 31 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos da *Clorofila* a e os componentes bióticos e abióticos e (b) escores das amostras da água das barragens de Utinga e Bita nas duas primeiras CPs.



(a) (b)

Observa-se que, no gráfico dos escores das duas primeiras CPs, a separação nítida do conjunto das amostras apresenta certa estrutura, separando as barragens de Utinga e Bita.

Na CP1 (61,2% da variância total dos dados), eixo horizontal do gráfico, observam-se à direita as amostras da barragem do Bita que apresentavam uma maior concentração de *clorofila a* correlacionada positivamente com *Coliformes termotolerantes,* ST, SDT, CE, dureza total, potássio, cloreto, sódio, turbidez, cálcio, magnésio, sulfato, zinco, alcalinidade total, temperatura do ar, fósforo, DBO, nitrato e pH. Isto pode ter ocorrido provavelmente devido a adição de água do rio Ipojuca na barragem durante o período de estiagem. No rio Ipojuca, a principal atividade poluidora é o lançamento de efluentes doméstico, industrial e agroindustrial. Resultados semelhante foram obtidos por Grego *et al.* (2004) quando aplicaram a ACP nos dados de qualidade da água do estuário do rio Timbó (PE) coletados no período de outubro de 2002 a julho de 2003. Os pesquisadores observaram que a clorofila *a* se correlacionou diretamente com o material em suspensão e o silicato e inversamente com a transparência da água. No mesmo eixo do gráfico, observam-se à esquerda as amostras da barragem de Utinga que apresentavam uma maior transparência da água, amônia, temperatura da água e OD.

Na CP2 (16,8%), eixo vertical do gráfico, observa-se mais deslocada para cima a amostra da BT3S que apresentava uma maior concentração de fósforo e *Coliformes termotolerantes*. No mesmo eixo do gráfico, observa-se, mais deslocada para baixo, a amostra da BT2S que apresentou uma maior concentração de nitrito, OD, alcalinidade total, DBO, pH, temperatura da água e nitrato. Conforme Von Sperling (1996), o aporte de nutriente, que tem origem a partir de fontes antrópicas (esgotos da indústria de cana-de-açúcar, lixões ilegais, esgotos domésticos sem nenhum tipo de tratamento e ainda esgotos insuficientemente tratados), pode resultar no desenvolvimento excessivo de algas, sendo o fósforo um dos nutrientes limitante para o estágio de eutrofização de mananciais. Grego *et al.* (2004) também observaram que, em análise comparativa com os dados pretéritos, levando-se em conta os parâmetros, oxigênio, nitrito e fosfato, ficou evidente um aumento da ação antrópica sobre o ambiente.

No tocante à qualidade da água dos mananciais das barragens, foi possível observar que a barragem do Bita apresenta uma maior poluição do que a barragem de Utinga. Observou-se também a ocorrência de variação espacial na qualidade das

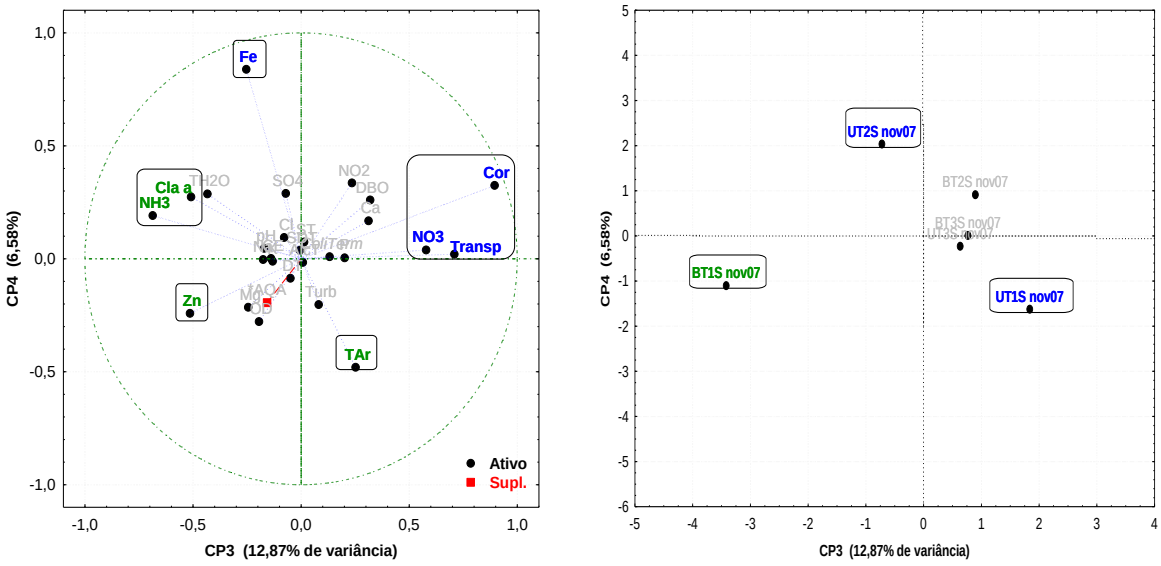
águas da barragem do Bita ficando mais evidente a melhora da qualidade da água do BT1S (captação da água para ETA Suape) em relação ao BT3S (jusante do BT4 da adição do reforço d`água bruta do rio Ipojuca).

4.2.3 Análise da terceira e quarta componente principal para *Clorofila a*

Duas novas ACP foram realizadas no restante dos dados, e observou-se que a terceira (CP3) e a quarta (CP4) explicaram respectivamente 12,87% e 6,58% das amostras da barragem do Utinga e Bita conforme os parâmetros físico-químicos e microbiológico.

As Figuras 32a e 32b apresentam os gráficos dos pesos das variáveis e dos escores dos objetos na CP3 versus a CP4, respectivamente.

Figura 32 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos da *Clorofila* a e os componentes bióticos e abióticos e (b) escores das amostras da água das barragens de Utinga e Bita na terceira e quarta CPs.



(a) (b)

Na CP3, eixo horizontal do gráfico, observa-se, mais deslocada à esquerda, a amostra BT1S que apresentava uma maior concentração de *clorofila a* correlacionada, positivamente, a amônia e zinco. O elemento zinco quantificado na água, possivelmente é oriundo do uso de agrotóxico ou herbicida das atividades de cultivo de cana de açúcar praticadas a montante da barragem e/ou do reforço d'água do rio Ipojuca. No mesmo eixo do gráfico, observa-se, mais deslocada para direita, a

amostra UT1S que apresentava uma maior concentração de cor, transparência da água e nitrato.

Na CP4, eixo vertical do gráfico, observa-se, mais deslocada para cima, a amostra UT2S que apresentava uma maior concentração de ferro. O resultado obtido do metal Fe, constituinte do solo, pode ter sido liberado para coluna d´água contribuindo para o aumento de suas concentrações corroborando com os resultados obtidos por Bisinoti *et al.* (2004) na bacia hidrográfica da cidade de Londrina-PR. No mesmo eixo do gráfico, observa-se, mais deslocada para baixo, a amostra UT1S que apresentava uma maior temperatura da água e menor concentração de ferro.

4.2.4 Comentários Gerais da *Clorofila* a e os componentes bióticos e abióticos da Qualidade da Água da Barragem de Utinga e Bita.

A análise de componente principal (ACP) proporcionou uma grande redução no número de variáveis de qualidade de água das duas barragens, uma vez que o melhor ajuste do modelo ocorreu com um pequeno número de CPs antes observadas em grande número de dimensões.

Nas CPs geradas, verificam-se uma correlação positiva entre clorofila a e os *Coliformes termotolerantes*, ST, SDT, CE, dureza total, potássio, cloreto, sódio, turbidez, cálcio, magnésio, sulfato, zinco, alcalinidade total, temperatura do ar, fósforo, DBO, amônia, nitrato e pH da água no rio Tabatinga, e negativa com a cor, amônia, nitrato, transparência e temperatura da água no rio Utinga de Baixo.

4.3 AVALIAÇÃO DA CIANOBACTÉRIA COM OS COMPONENTES BIÓTICOS E ABIÓTICOS DA ÁGUA DAS BARRAGENS DE UTINGA E BITA

A Tabela 12 mostra a abundância dos gêneros de Cianobactérias por ponto de coleta nas barragens de Utinga e Bita na segunda coleta em fevereiro de 2008.

Tabela 12 - Os principais gêneros *Cianobactérias* observados nas barragens de Utinga e Bita no período de estiagem (fevereiro/2008).

Gênero	UT1S	UT2S	UT3S	BT1S	BT2S	BT3S	Cianobactérias Total (Cel/mL)
Aphanocapsa	0	**496**	**1.214**	0	0	0	1.710
Geitlerinema	0	0	**120**	0	0	0	120
Synechococcus	0	0	0	**120**	0	0	120
Planktolyngbya	0	0	0	0	**84**	0	84
Merismopedia	0	**372**	0	0	0	**876**	1.248
Eucapsis	0	0	**36**	0	0	**2.185**	2.221
Chroococcus	0	0	0	0	0	**24**	24
Rhabdoderma	0	0	0	0	0	**773**	773
Synechocystis	0	0	0	0	0	**2.003**	2.003
Gomphospaeria	0	0	0	0	0	**2.736**	2.736
Cianobactérias Total (Cel/mL)	0	868	1370	120	84	8.597	11.039

Na Tabela 12, observa-se que todos os pontos analisados apresentavam a Densidade de *Cianobactérias* em conformidade ao estabelecido pelo CONAMA 357/05 para água doce de classe 2 que é ≤ 50.000 cel/mL. Os principais gêneros dominantes foram *Gomphospaeria,* Eucapsis, Synechocystis e *Aphanocapsa*. Na barragem de Utinga, ocorreu um decréscimo da densidade de Cianobactérias do ponto UT3S ao UT1S. O ponto BT3S da barragem de Bita apresentou uma maior abundância de espécies de *Cianobactéria*, provavelmente, porque é o ponto posterior ao BT4S onde ocorre a junção do rio Ipojuca ao Tabatinga. No rio Ipojuca, foi comprovada a presença de valores elevados de *Cianobactérias* que sugere a possibilidade de grandes florações desses organismos após a construção da barragem Engenho Maranhão. No rio Ipojuca, foram identificadas 25 espécies de microalgas na zona da mata, distribuídas entre as seguintes divisões: 7 espécies de Cyanophyta (28%), 9 espécies de Chlorophyta (36%), 6 espécies de Ochrophyta (24%), 2 espécies de Cryptophyta (8%) e 1 espécie de Euglenophyta (4%). Entre as cianobactérias identificadas, os gêneros: *Anabaenopsis, Oscillatoria, Planktothrix e Synechocystis* são considerados como produtores de microcistinas, que é uma cianotoxina hepatotóxica com atuação principalmente no fígado podendo levar a intoxicação (ABF ENGENHARIA, SERVIÇOS e COMERCIO, 2011).

4.3.1 Análise do componente principal para cianobactérias

Nos dados do monitoramento das barragens de Utinga e Bita do mês de fevereiro de 2008 (Apêndice A na Tabela A10), foi aplicado a ACP e a matriz total representada no espaço apresentou dimensões de 6 (seis) amostras por 35 (trinta e cinco) parâmetros físico-químicos e microbiológico da água dos mananciais em estudo.

A partir da ACP da matriz dos dados, verifica-se uma grande redução no número de variáveis, uma vez que o melhor ajuste do modelo concentrou, em quatro CPs, as informações antes dissolvidas em 35 dimensões. As quatro primeiras CPs explicam 98,3% da informação original total dos dados e podem ser representadas em dois gráficos dos escores dos objetos.

Na Tabela 13, são apresentados os valores dos pesos das variáveis empregadas nas quatro CPs obtidas no período em estudo utilizado na ACP.

Tabela 13 - Matriz dos pesos das C*ianobactérias* e as 25 variáveis nas quatro CPs selecionadas nas barragens de Utinga e Bita (Continua).

Variáveis	CP1	CP2	CP3	CP4
TAr	**-0,86**	0,09	**0,49***	0,09
TH_2O	**-0,81**	-0,11	0,06	**0,56***
pH	**-0,91**	-0,28	0,21	-0,10
OD	-0,39	0,28	**0,86***	0,19
DBO	**0,75***	0,12	**0,47***	**-0,45**
NO_3	**0,51***	0,15	**-0,81**	0,21
P	**-0,73**	**0,68***	-0,10	-0,03
Cor	**-0,47**	**-0,60**	**0,64***	-0,01
Turb	**-0,87**	0,20	0,38	0,15
CE	**-0,96**	-0,27	-0,08	$7{,}76 \times 10^{-4}$
ST	**-0,96**	-0,25	-0,10	0,02
SDT	**-0,96**	-0,24	-0,15	0,03
AlcT	**-0,97**	-0,22	-0,09	0,06
DT	**-0,96**	-0,27	-0,11	$1{,}84 \times 10^{-3}$
Ca	**-0,86**	**-0,48**	0,16	0,11
Mg	**-0,92**	-0,04	-0,36	-0,10
SO_4	**-0,52**	**-0,74**	-0,42	0,06
Na	**-0,95**	-0,29	-0,13	-0,02
K	**-0,94**	-0,32	-0,11	-0,01
Cl	**-0,94**	-0,33	-0,07	-0,01

Tabela 13 - Matriz dos pesos das C*ianobactérias* e as 25 variáveis nas quatro CPs selecionadas nas barragens de Utinga e Bita (Conclusão).

Variáveis	**CP1**	**CP2**	**CP3**	**CP4**
Fe	**-0,76**	**0,63***	-0,08	0,06
Zn	**0,52***	**-0,70**	-0,26	0,14
Aphanocapsa	**0,58***	0,24	-0,08	**0,77***
Chroococcus	**-0,73**	**0,68***	-0,10	-0,03
Eucapsis	**-0,72**	**0,68***	-0,10	-0,02
Geitlerinema	0,42	0,18	-0,04	**0,84***
Gomphospaeria	**-0,73**	**0,68***	-0,10	-0,03
Merismopedia	**-0,55**	**0,74***	-0,14	-0,10
Planktolyngbya	-0,36	**-0,56**	**0,72***	0,14
Rhabdoderma	**-0,73**	**0,68***	-0,10	-0,03
Synechococcus	-0,17	**-0,59**	**-0,76**	-0,12
Synechocystis	**-0,73**	**0,68***	-0,10	-0,03
Transp	**0,94***	0,35	0,05	$1,58x10^{-3}$
ColiTerm	**-0,97**	-0,02	-0,21	0,02
**AQA	**0,73***	**-0,68**	0,10	0,03
Autovalores	**20,11**	**7,11**	**4,18**	**2,03**
Variância explicada (%)	59,13	20,90	12,30	5,97
Variância cumulada (%)	**59,1**	**80,0**	92,3	98,3

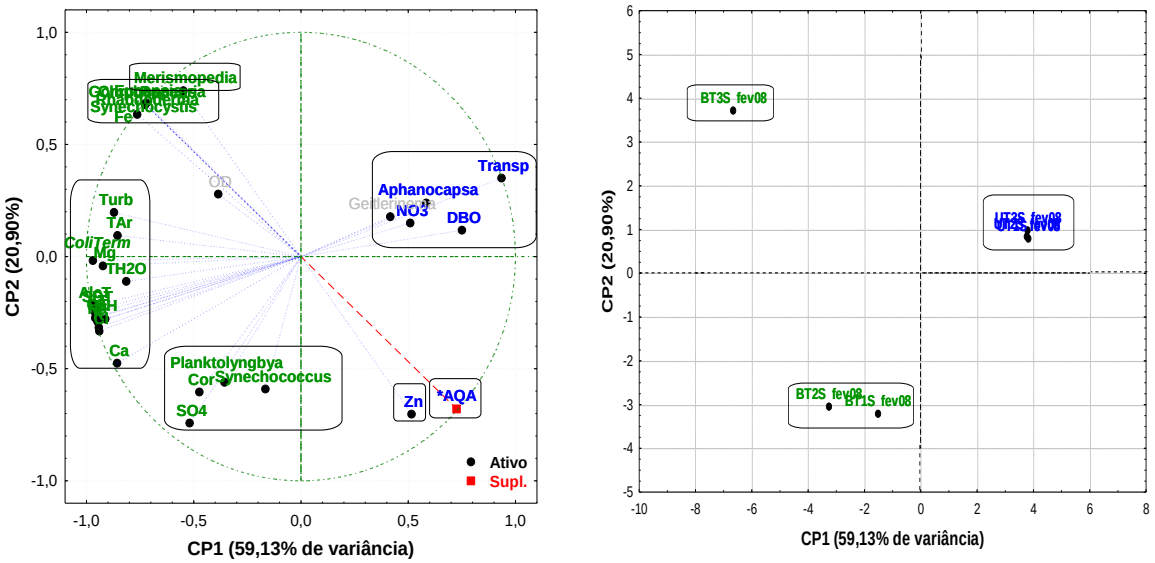
Na Tabela 13, estão destacados em **negrito,** sublinhado e (*) asterisco as correlações $\geq |0,50|$ que foram consideradas significativas na interpretação do componente principal, e (**) variável suplementar**.**

4.3.2 Análise da primeira e segunda componente principal para Cianobactérias

As Figuras 33a e 33b apresentam os gráficos dos pesos das variáveis e dos escores das amostras na CP1 *versus* a CP2 caracterizando 80,0% das amostras das barragens de Utinga e Bita, conforme os parâmetros físico-químicos e microbiológicos.

Observa-se que, no gráfico dos escores das duas primeiras CPs, a separação nítida do conjunto das amostras apresenta uma certa estrutura, separando as barragens de Utinga e Bita.

Figura 33 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* nas duas primeiras CPs dos (a) pesos das *Cianobactérias* e os componentes bióticos e abióticos e (b) escores das amostras da água das barragens de Utinga e Bita.



(a) (b)

Na CP1 (59,1%), eixo horizontal do gráfico, observam-se à direita as amostras da barragem de Utinga que apresentavam uma maior concentração de *Aphanocapsa* correlacionada positivamente com a transparência da água, DBO, zinco e nitrato. No mesmo eixo do gráfico, observam-se à esquerda as amostras da barragem do Bita que apresentavam uma maior concentração de *Chroococcus, Gomphospaeria, Rhabdoderma, Synechocystis, Eucapsis, Merismopedia* correlacionadas, positivamente, com o *Coliformes termotolerantes*, alcalinidade total, dureza total, cálcio, CE, SDT, ST, sódio, potássio, cloreto, magnésio, pH, temperatura do ar e da água, turbidez, ferro, fósforo, sulfato e cor. Estes parâmetros expressam os riscos da poluição pelo lançamento de esgotos domésticos e industriais, e pelas atividades agrícolas na bacia. Molica *et al.* (2005) identificaram a presença das cianobactérias *Anabaena Spiroides, Synechocystis sp., Planktothrix sp., Microcystis aeruginosa, Gomphosphaeria sp. Pseudanabaena sp. e Cylindrospermopsis raciborskii* nas amostras de águas superficiais do reservatório de Tapacurá no Estado de Pernambuco, no período de março a maio de 2002. Os autores também relatam altas concentrações de fósforo total, enquanto os teores de amônio e nitrito foram quase sempre inferiores ao limite de detecção e o nitrato não foi detectado.

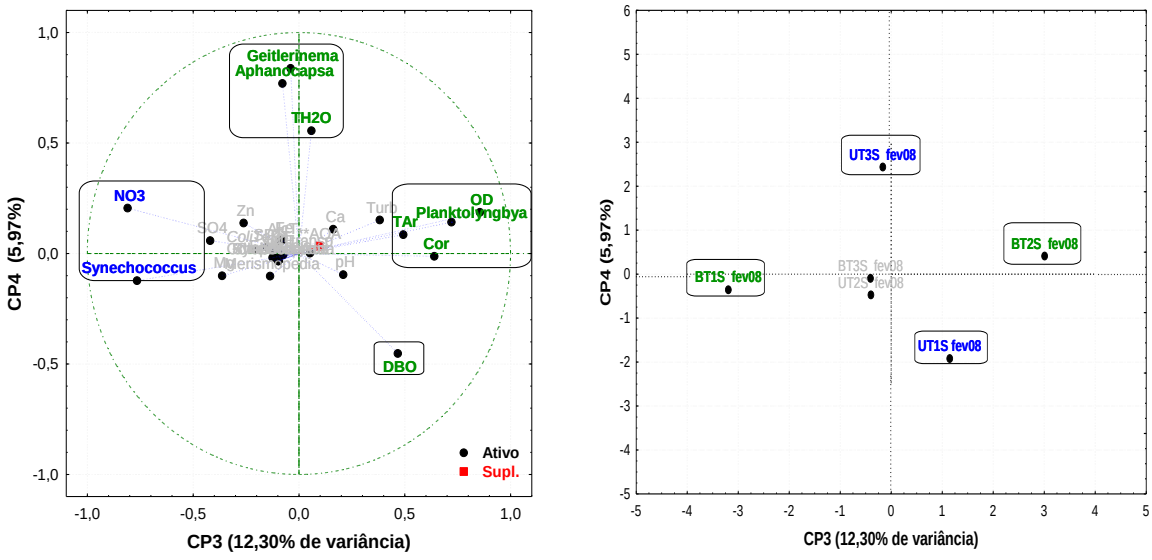
Na CP2 (20,9%), eixo vertical do gráfico, observa-se mais deslocada para cima a amostra da BT3S fev08 que apresentavam uma maior concentração de *Merismopedia, Chroococcus, Eucapsis, Gomphospaeria, Rhabdoderma e Synechocystis* correlacionadas positivamente com o fósforo e ferro. Segundo Räike *et al.* (2003), se o nível de fósforo é alto e NOx-N está esgotado, *Cianobactérias* fixadoras de nitrogênio podem causar florações principalmente em lagos eutróficos. No mesmo eixo do gráfico, observam-se, mais deslocadas para baixo, as amostras da BT1S e BT2S fev08 realizadas do período de estiagem que apresentavam uma maior concentração de Synechococcus e Planktolyngbya correlacionadas positivamente com o sulfato, zinco, cor e cálcio.

4.3.3 Análise da terceira e quarta componente principal para Cianobactérias

Duas novas análises dos componentes principais foram realizadas no restante dos dados e observou-se que a terceira (CP3) e a quarta (CP4) explicaram respectivamente 12,30% e 5,97% das amostras da barragem do Utinga e Bita conforme os parâmetros físico-químicos e microbiológico.

As Figuras 34a e 34b apresentam os gráficos dos pesos das variáveis e dos escores das amostras na CP3 e a CP4, respectivamente.

Figura 34 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* na terceira e quarta CPs dos (a) pesos das *Cianobactérias* e os componentes bióticos e abióticos e (b) escores das amostras da água das barragens de Utinga e Bita.



(a) (b)

Na CP3, eixo horizontal do gráfico, observa-se à direita a amostra BT2S que apresentava uma maior concentração de *Planktolyngbya* correlacionada positivamente com OD, cor, DBO e temperatura do ar. No mesmo eixo do gráfico, observa-se à esquerda BT1S que apresentavam uma maior concentração de *Synechococcus* correlacionada positivamente com nitrato.

Na CP4, eixo vertical do gráfico, observa-se mais deslocada para cima a amostra da UT3S que apresentavam uma maior concentração de *Aphanocapsa* e *Geitlerinema* correlacionadas positivamente com a temperatura da água e negativamente com a DBO. No mesmo eixo do gráfico, observa-se, mais deslocada para baixo, a amostra da UT1S que apresentava uma maior concentração de DBO e uma menor concentração de *Aphanocapsa, Geitlerinema* e temperatura da água.

4.3.4 Comentários Gerais das *Cianobactérias* e os componentes bióticos e abióticos da Qualidade da Água das Barragens de Utinga e Bita.

Nas águas do rio Utinga de Baixo, as CPs revelam que as *Cianobactérias* apresentavam correlação positiva com a DBO, ferro, fósforo, nitrato, zinco, temperatura e transparência da água.

Nas águas do rio Tabatinga na barragem do Bita, as CPs mostram que as *Cianobactérias* estavam correlacionadas positivamente com *Coliformes termotolerantes*, alcalinidade total, dureza total, cálcio, CE, SDT, ST, sódio, potássio, cloreto, nitrato, magnésio, pH, Tar, TH_2O, turbidez, ferro, fósforo, sulfato, cor, OD e zinco.

4.4 AVALIAÇÃO SAZONAL E ESPACIAL DOS COMPONENTES PRINCIPAIS DA QUALIDADE DA ÁGUA DA BARRAGEM DE UTINGA

Nos dados do monitoramento da barragem de Utinga (Apêndice A na Tabela A3), foi aplicada a ACP e a matriz total representada no espaço tem dimensões de 61 (sessenta e uma) amostras por 26 (vinte e seis) parâmetros físico-químicos e microbiológico da água em estudo.

A partir da ACP da matriz dos dados, verifica-se uma grande redução no número de variáveis, uma vez que o melhor ajuste do modelo ocorreu com a inclusão de 8 (oito) CPs antes observadas em 26 dimensões. As oito primeiras CPs explicam 74,8% da informação original total dos dados e podem ser representadas

em 4 (quatro) gráficos dos escores dos objetos. Segundo Razmkhah, Abrishamchi e Torkian (2010) na avaliação da qualidade da água do rio Jajrood (Irã) foram necessárias nove PCs para explicar 72% do total cumulativo dos dados.

Na Tabela 14, são apresentados os valores dos pesos das variáveis nas oito CPs obtidas no período em estudo utilizado na ACP.

Tabela 14 - Matriz dos pesos das 26 variáveis nas oito CPs selecionadas na barragem de Utinga.

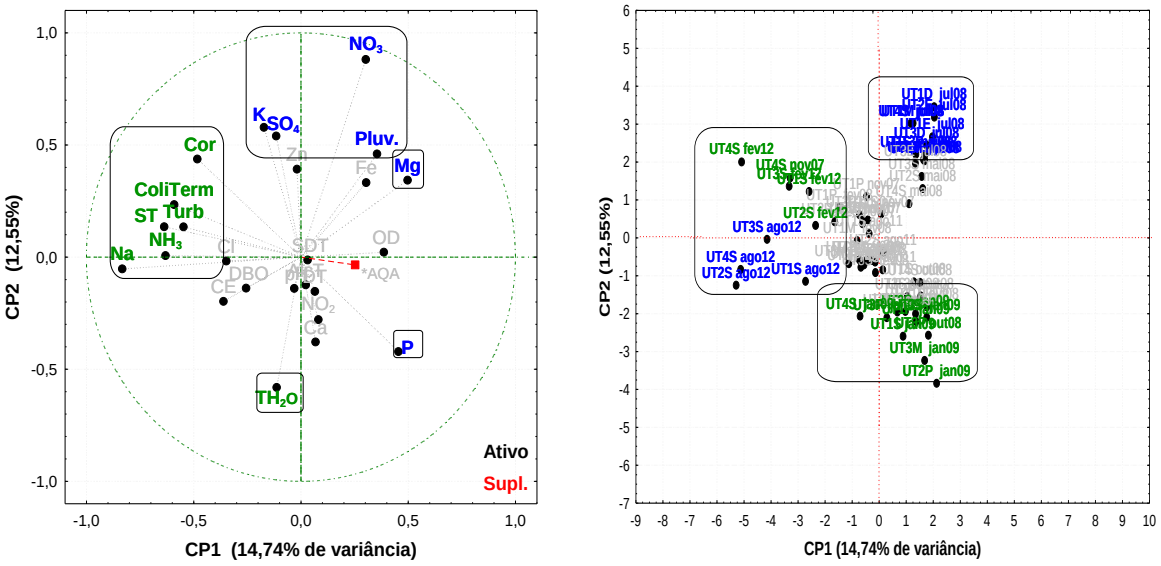
Variáveis	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5	CP6	CP7	CP8
TH_2O	-0,11	**-0,58**	-0,30	**-0,51**	-0,20	0,19	-0,01	-0,16
pH	-0,03	-0,14	**-0,75**	0,35	0,03	-0,29	0,02	0,09
OD	0,39	0,02	0,28	-0,15	**-0,52**	-0,11	-0,42	0,01
DBO	-0,26	-0,14	-0,01	0,04	**0,55***	0,08	-0,11	**-0,47**
NH_3	**-0,63**	0,01	0,32	0,35	-0,31	0,14	-0,03	-0,01
NO_2	0,08	-0,28	0,15	0,04	-0,22	0,07	**0,54***	**0,49***
NO_3	0,30	**0,88***	-0,01	-0,01	-0,01	0,11	0,04	-0,08
P	**0,45***	-0,42	0,34	-0,44	0,04	0,30	-0,13	-0,08
Cor	**-0,48**	0,44	-0,29	0,08	0,24	0,22	0,05	0,06
Turb	**-0,55**	0,14	0,02	-0,33	**0,46***	-0,09	-0,20	0,26
CE	-0,36	-0,20	0,41	0,13	**-0,64**	-0,07	0,16	-0,14
ST	**-0,64**	0,14	0,40	-0,13	0,16	-0,33	-0,15	-0,02
SDT	0,03	-0,01	0,41	**0,45***	-0,43	-0,21	-0,03	-0,37
AlcT	0,02	-0,12	-0,27	-0,39	-0,26	0,18	-0,38	-0,03
DT	0,07	-0,15	-0,41	-0,35	0,04	-0,32	**0,52***	**-0,46**
Ca	0,07	-0,38	**0,50***	-0,32	0,41	-0,15	0,14	-0,16
Mg	**0,50***	0,34	0,29	-0,23	0,22	-0,40	0,22	0,05
SO_4	-0,12	**0,54***	-0,07	-0,40	-0,33	0,28	0,23	-0,02
Na	**-0,83**	-0,05	0,27	-0,14	-0,01	-0,13	0,06	-0,02
K	-0,17	**0,58***	-0,02	**-0,49**	-0,39	-0,22	0,12	-0,08
Cl	-0,35	-0,02	-0,27	**-0,66**	-0,27	-0,37	-0,14	0,18
Fe	0,30	0,33	0,13	0,16	0,09	**-0,63**	-0,22	-0,01
Zn	-0,02	0,39	**-0,61**	0,11	-0,19	0,17	-0,09	-0,27
ColiTerm	**-0,59**	0,23	0,23	0,03	0,09	0,24	0,08	-0,10
Pluv.	0,35	**0,46***	**0,54***	-0,25	0,19	0,39	0,03	-0,06
**AQA	0,25	-0,03	**0,69***	-0,12	0,35	-0,02	$3,23x10^{-3}$	0,02
Autovalores	**3,69**	**3,14**	**3,00**	**2,47**	**2,35**	**1,71**	**1,23**	**1,10**
Variância explicada (%)	14,74	12,55	12,01	9,89	9,41	6,86	4,94	4,40
Variância cumulada (%)	**14,74**	**27,29**	**39,30**	**49,20**	**58,61**	**65,47**	**70,41**	74,81

Na Tabela 14 estão destacados em **negrito,** sublinhado e (*) asterisco as correlações $\geq |0,50|$ que foram consideradas significativas na interpretação do componente principal, e (**) variável suplementar.

4.4.1 Análise da primeira e segunda componente principal para barragem de Utinga

As Figuras 35a e 35b apresentam os gráficos dos pesos das variáveis e dos escores dos objetos na CP1 *versus* a CP2 caracterizando 27,29% das amostras da barragem de Utinga conforme os parâmetros físico-químicos e microbiológico.

Figura 35 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das varáveis e (b) escores das amostras nas duas primeiras CPs para a avaliação da qualidade da água da barragem de Utinga.



(a) (b)

Observa-se que, no gráfico dos escores das duas primeiras CPs, a separação nítida do conjunto das amostras apresenta uma certa estrutura, refletindo o período sazonal (período de estiagem e chuvoso) na barragem de Utinga.

Na CP1 (14,74%), eixo horizontal do gráfico, à esquerda, observam-se as amostras de superfície da decima coleta (agosto/2012), nona coleta (fevereiro/2012) e primeira coleta (novembro/2007) realizadas nos períodos chuvoso e estiagem que apresentavam uma maior concentração dos *Coliformes termotolerantes* correlacionada positivamente com o sódio, ST, amônia, turbidez e cor, e negativamente, com o magnésio e fósforo. Segundo Zimmermann, Guimarães e Peralta-Zamora (2008), na avaliação da qualidade do corpo hídrico do rio Tibagi na região de Ponta Grossa no Paraná, utilizando ACP, observa-se que as amostras, a montante da cidade de Ponta Grossa relativas ao período de maior precipitação, foram discriminadas por influência dos parâmetros sólidos totais, turbidez, DBO_5,

Coliformes fecais, nitrogênio total, nitrogênio nitrato, nitrogênio nitrito, nitrogênio orgânico, NTK, fósforo total, cloreto, precipitação mensal, vazão, temperatura do ar e da água. No mesmo eixo do gráfico, observam-se à direita as amostras UT2P (sétima coleta - janeiro/2009), UT2S e UT1S (quarta coleta - julho/2008) realizadas no período de estiagem que apresentavam uma maior concentração de magnésio e fósforo, e menor concentração de sódio, ST, amônia, *Coliformes termotolerantes,* turbidez e cor.

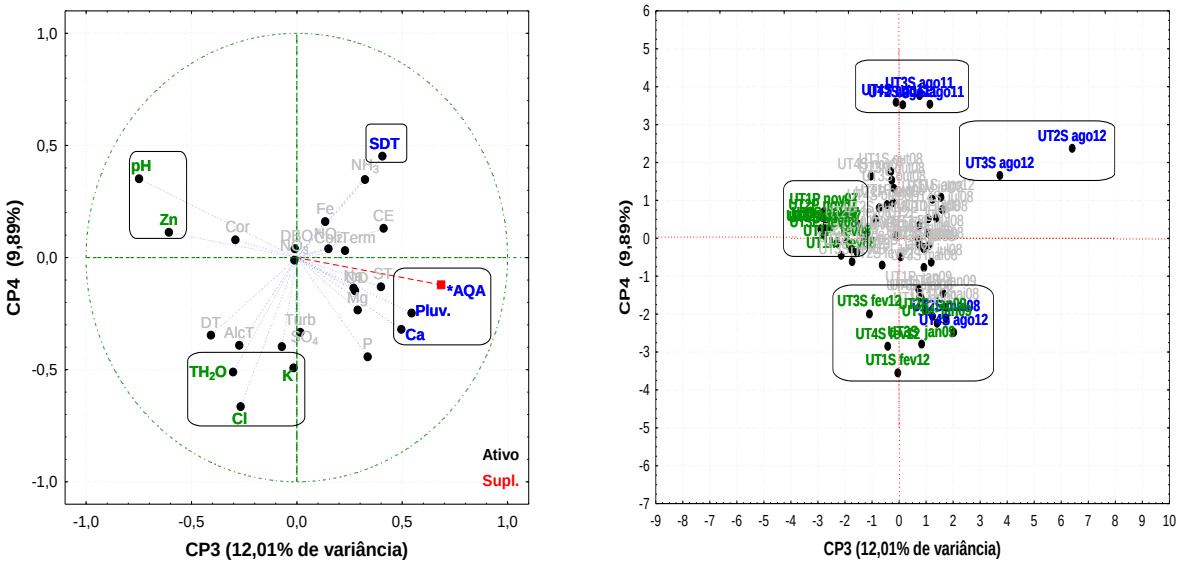
Na CP2 (12,55%), eixo vertical do gráfico, observam-se, mais deslocada para cima, as amostras da quarta coleta (julho/2008), terceira coleta (maio/2008) e nona coleta (fevereiro/2012) que apresentavam uma maior concentração de nitrato, potássio, sulfato e pluviometria, e menor temperatura da água. No mesmo eixo do gráfico, observam-se, mais deslocadas para baixo, as amostras da sétima coleta (janeiro/2009) e sexta coleta (outubro/2008) que apresentavam uma maior temperatura da água, e menor concentração de nitrato, potássio, sulfato e pluviometria.

4.4.2 Análise da terceira e quarta componente principal para barragem de Utinga

Duas novas análises dos componentes principais foram realizadas no restante dos dados e observou-se que a terceira (CP3) e a quarta (CP4) explicaram, respectivamente, 12,01% e 9,89% das amostras da barragem do Utinga conforme os parâmetros físico-químicos e microbiológico.

As Figuras 36a e 36b apresentam os gráficos dos pesos das variáveis e dos escores das amostras na CP3 versus a CP4, respectivamente.

Figura 36 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das *variáveis* e (b) escores das amostras na terceira e quarta CPs para a avaliação da qualidade da água da barragem de Utinga.



(a) (b)

Na CP3, eixo horizontal do gráfico, observam-se, mais deslocada à direita, as amostras da décima coleta (agosto/2012) que apresentavam uma maior pluviometria e concentração de cálcio, e menor pH e concentração de zinco. No mesmo eixo do gráfico, observam-se, mais deslocadas à esquerda, as amostras de profundidade e superficie da primeira coleta (novembro/2007) e segunda coleta (fevereiro/2008) que apresentavam uma maior pH e concentração de zinco, e menor pluviometria e concentração de cálcio.

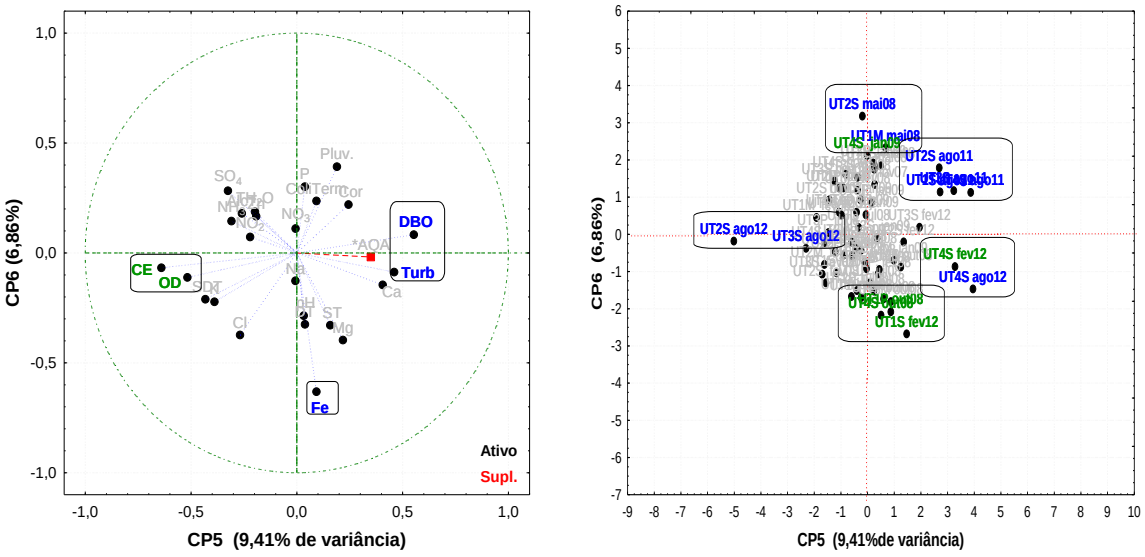
Na CP4, eixo vertical do gráfico, observam-se, mais deslocada para baixo, as amostras da nona coleta (fevereiro/2012), sétima coleta (janeiro/2009), decima coleta (agosto/2012) e terceira coleta (maio/2008) realizadas nos períodos de estiagem e chuvoso que apresentavam uma maior concentração de cloreto, temperatura da água e potássio, e menor concentração de sólidos dissolvidos totais. No mesmo eixo do gráfico, observam-se, mais deslocadas para cima, as amostras de superfície da oitava coleta (agosto/2011) e UT2S ago12 que apresentavam uma maior concentração de SDT, e menor concentração de Cl, TH_2O e K.

4.4.3 Análise da quinta e sexta componente principal para barragem de Utinga

Duas novas análises dos componentes principais foram realizadas no restante dos dados, e observou-se que a quinta (CP5) e a sétima (CP6) explicaram respectivamente 9,89% e 6,86% das amostras da barragem de Utinga conforme os parâmetros físico-químicos e microbiológico.

As Figuras 37a e 37b apresentam os gráficos dos pesos das variáveis e escores das amostras na CP5 versus CP6, respectivamente.

Figura 37 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das *variáveis* e (b) escores das amostras na quinta e sexta CPs para a avaliação da qualidade da água da barragem de Utinga.



(a) (b)

Na CP5, eixo horizontal do gráfico, observam-se, mais deslocadas à direita, as amostras da decima coleta (agosto/2012), oitava coleta (agosto/2011) e nona coleta (fevereiro/2012) que apresentavam uma maior concentração de DBO e turbidez, e menor concentração de CE e OD. No mesmo eixo do gráfico, observam-se, mais deslocadas à esquerda, as amostras UT3S ago12 e UT2S ago12 que apresentavam uma maior concentração de CE e OD, e menor concentração de DBO e turbidez.

Na CP6, eixo vertical do gráfico, observam-se mais deslocadas para cima as amostras UT2S maio08, UT1M maio08 e UT4S jan09 que apresentavam uma menor concentração de ferro. No mesmo gráfico, observam-se mais deslocada para baixo

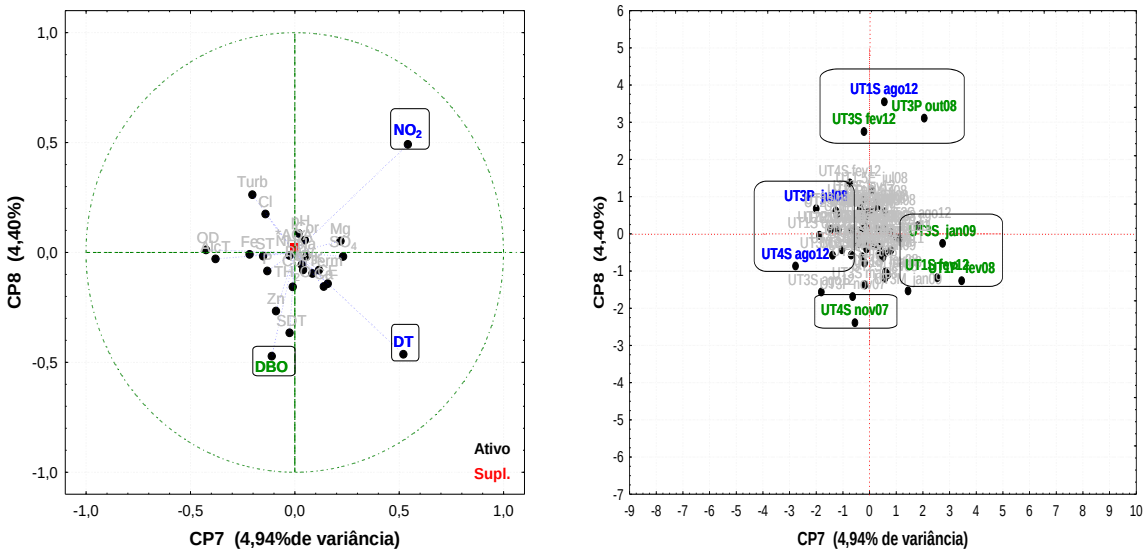
as amostras UT1S fev12, UT4S out08 e UT1P out08 que apresentavam uma maior concentração de Fe.

4.4.4 Análise da sétima e oitava componente principal para barragem de Utinga

Duas novas ACP foram realizadas no restante dos dados e observou-se que a sétima (CP7) e a oitava (CP8) explicaram respectivamente 4,94% e 4,40% das amostras da barragem de Utinga conforme os parâmetros físico-químicos e microbiológico.

As Figuras 38a e 38b apresentam os gráficos dos pesos das variáveis e escores das amostras na CP7 versus a CP8, respectivamente.

Figura 38 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das *variáveis* e (b) escores das amostras na sétima e oitava CPs para a avaliação da qualidade da água da barragem de Utinga.



(a) (b)

Na CP7, eixo horizontal do gráfico, observam-se, mais deslocada à direita, as amostras UT1P fev08, UT3S jan09, UT1S fev12 e UT3P out08 que apresentavam uma maior concentração de nitrito e dureza total. No mesmo eixo do gráfico, observam-se, mais deslocada à esquerda, as amostras UT4S ago12 e UT3P jul08 que apresentavam uma menor concentração de NO_2 e DT.

Na CP8, eixo vertical do gráfico, observam-se, mais deslocada para baixo, a amostra UT4S nov07 que apresentava uma maior concentração de DBO e DT, e menor concentração de nitrito. No mesmo eixo do gráfico, observam-se, mais

deslocadas para cima, as amostras UT1S ago12, UT3P out08 e UT3S fev12 que apresentavam uma maior concentração de nitrito e menor concentração de DBO e DT.

4.4.5 Comentários gerais acerca das ACPs para barragem de Utinga

As ACPs analisadas mostram que a qualidade das amostras de água da barragem de Utinga estava compatível com o esperado para água de abastecimento e havia forte influência com o período sazonal (estiagem e chuvoso), existia uma pequena diferença no perfil da coluna d´água (superfície e profundidade) e na distribuição espacial das estações de coleta na barragem durante o período de estudo.

Nas águas do rio Utinga de Baixo, as CPs revelam que os *Coliformes termotolerantes* estavam correlacionados positivamente com sódio, ST, amônia, turbidez e cor, e negativamente com o magnésio e fósforo total.

4.5 AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DOS COMPONENTES PRINCIPAIS DA QUALIDADE DA ÁGUA DA BARRAGEM DO BITA.

Nos dados do monitoramento da barragem do Bita (Apêndice A na Tabela A6), foi aplicada a ACP e a matriz total representada no espaço tem dimensões de 56 (cinquenta e seis) amostras por 26 (vinte e seis) parâmetros físico-químicos e microbiológico da água em estudo.

A partir da ACP da matriz dos dados, verifica-se uma grande redução no número de variáveis, uma vez que o melhor ajuste do modelo ocorreu com a inclusão de 7 (sete) CPs antes observadas em 26 dimensões. As sete primeiras CPs explicam 78,47% da informação original total dos dados e podem ser representadas em 4 (quatro) gráficos dos escores dos objetos.

Na Tabela 15, são apresentados os valores dos pesos dos parâmetros nas oito CPs obtidas no período em estudo utilizado na ACP.

Tabela 15 - Matriz dos pesos das 26 variáveis nas sete CPs selecionadas na barragem do Bita.

Variável	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5	CP6	CP7
TH_2O	**0,4**8*	**-0,54**	0,04	**0,50***	-0,11	-0,15	$-4{,}89\times10^{-3}$
pH	0,21	-0,10	**-0,79**	-0,10	-0,35	0,03	0,04
OD	-0,40	**-0,64**	-0,06	-0,01	-0,07	0,07	0,38
DBO	**0,47***	0,36	0,16	**-0,57**	-0,22	-0,13	-0,04
NH_3	0,10	-0,13	0,36	-0,22	0,12	**0,71***	0,23
NO_2	-0,28	**0,48***	0,44	0,01	0,19	0,41	0,28
NO_3	-0,25	**0,67***	**-0,47**	0,08	0,04	0,12	-0,11
P	-0,22	0,42	-0,01	**0,48***	-0,13	-0,17	**0,52**
Cor	-0,39	**0,77***	-0,01	0,06	-0,28	0,08	0,08
Turb	0,26	**0,52***	0,20	**-0,57**	-0,32	-0,13	-0,03
CE	**0,83***	-0,07	-0,07	0,27	-0,02	-0,01	0,10
ST	0,39	**0,63***	-0,36	0,16	**0,45***	-0,02	0,10
SDT	**0,47***	**0,53***	-0,47	0,07	0,41	-0,08	0,05
AlcT	**0,73***	-0,32	-0,25	-0,13	-0,28	0,21	0,24
DT	**0,93***	-0,02	0,08	0,22	-0,09	-0,03	$1{,}84\times10^{-3}$
Ca	**0,65***	0,06	**0,53***	0,25	0,20	0,03	-0,03
Mg	**0,73***	0,10	0,36	-0,06	-0,02	-0,32	0,07
SO_4	0,20	0,33	**0,48***	0,35	-0,02	-0,05	**-0,47**
Na	**0,51***	-0,01	-0,30	0,06	0,33	0,42	0,08
K	**0,83***	0,16	0,07	0,22	-0,26	0,20	-0,05
Cl	**0,81***	0,21	-0,27	-0,37	0,03	-0,05	0,10
Fe	**-0,46**	$9{,}40\times10^{-4}$	-0,23	-0,03	0,44	-0,23	-0,09
Zn	-0,20	0,10	**-0,48**	0,36	**-0,49**	0,26	-0,28
ColiTerm	-0,01	0,08	0,03	$-4{,}93\times10^{-3}$	-0,02	0,42	**-0,52**
Pluv.	-0,38	**0,56***	0,27	0,27	-0,40	-0,01	0,29
**AQA	-0,36	0,16	0,29	$7{,}00\times10^{-4}$	0,26	-0,13	0,06
Autovalores	**6,52**	**3,87**	**2,80**	**1,94**	**1,70**	**1,46**	**1,33**
Variância explicada (%)	26,08	15,48	11,21	7,77	6,79	5,83	5,31
Variância cumulada (%)	**26,08**	**41,55**	**52,76**	**60,54**	**67,33**	**73,16**	78,47

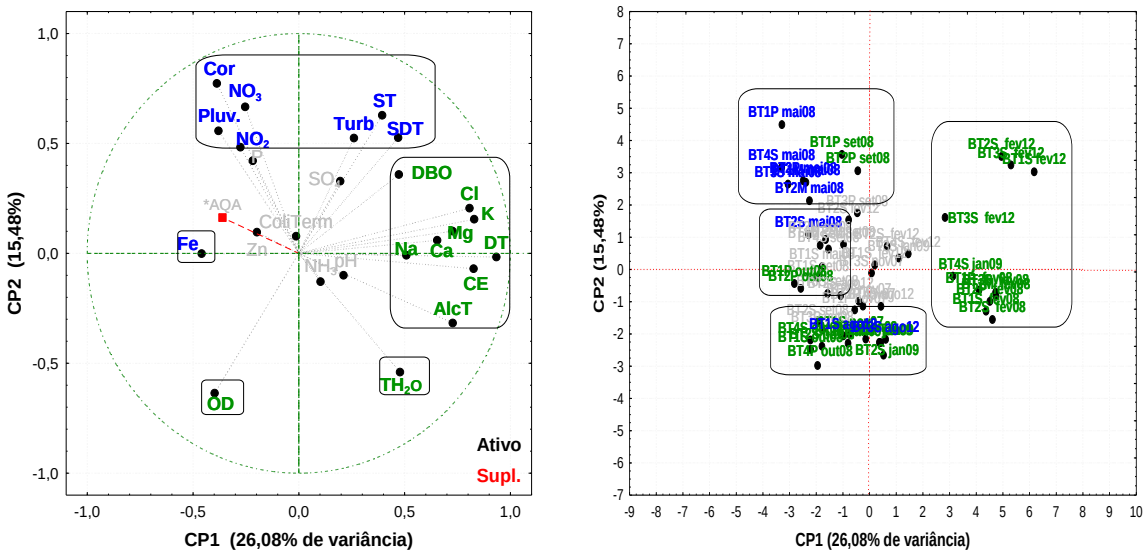
Na Tabela 15, estão destacados em **negrito,** sublinhado e (*) asterisco as correlações $\geq |0{,}50|$ que foram consideradas significativas na interpretação do componente principal.

4.5.1 Análise da primeira e segunda componente principal para barragem do Bita

As Figuras 39a e 39b apresentam os gráficos dos pesos das variáveis e dos escores das amostras na CP1 *versus* a CP2 caracterizando 41,6% das amostras da barragem do Bita conforme os parâmetros físico-químicos e microbiológico.

Observa-se que, no gráfico dos escores das duas primeiras CPs, a separação nítida do conjunto das amostras apresenta certa estrutura, refletindo o período sazonal (período de estiagem e chuvoso) e consequentemente a utilização ou não do reforço d´água do rio Ipojuca na barragem do Bita.

Figura 39 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das *variáveis* e (b) escores das amostras nas duas primeiras CPs para a avaliação da qualidade da água da barragem do Bita.



(a) (b)

Na CP1, eixo horizontal do gráfico, observam-se à direita as amostras da sétima coleta (inicio do mês de fevereiro/2012), segunda coleta (fevereiro/2008) e sexta coleta (janeiro/2009) que apresentavam uma maior dureza total, potássio, condutividade elétrica, cloreto, alcalinidade total, magnésio, cálcio, sódio, temperatura da água, DBO e SDT. Isto pode ter ocorrido, provavelmente, devido aos seis meses de reforço d`água do rio Ipojuca, aumentando a concentrações de sais na barragem. No mesmo eixo do gráfico à esquerda, observam-se as amostras da terceira coleta (maio/2008) e quinta coleta (outubro/2008) que apresentavam uma maior concentração de ferro. O resultado obtido pode ter sofrido influência do reforço da água do rio Ipojuca no período de estiagem ou traços do metal ferro pode ter sido liberado do solo ou da pedreira desativada no período chuvoso, contribuindo para o aumento de suas concentrações na água.

Souza e Tundisi (2003) observaram que, na bacia do Rio Jaboatão, os resultados das análises de qualidade da água coletadas durante o verão foram mais elevados para as variáveis relacionadas com o teor iónico da água (condutividade,

alcalinidade, cloro e os sólidos totais). Isto poderia ser explicado pela maior concentração de íons na água no presente período. No inverno, o fenômeno inverso ocorreu com a diluição destes elementos devido chuva.

Na CP2, eixo vertical do gráfico, observam-se mais deslocada para cima as amostras da terceira coleta (maio/2008), quarta coleta (setembro/2008) e sétima coleta (inicio do mês de fevereiro/2012) que apresentavam uma maior concentração de cor, nitrato, ST, pluviometria, SDT, turbidez, nitrito, fósforo, DBO, sulfato e cloreto. Isto pode ter ocorrido, provavelmente, devido ao reforço de água do rio Ipojuca na barragem. No mesmo eixo do gráfico, observam-se mais deslocadas para baixo as amostras da quinta coleta (outubro/2008), sexta coleta (janeiro/2009), nona coleta (agosto/2012) e primeira coleta (novembro/2007) que apresentavam uma maior concentração de OD e temperatura da água, provavelmente, devido à produção de oxigênio pelas algas.

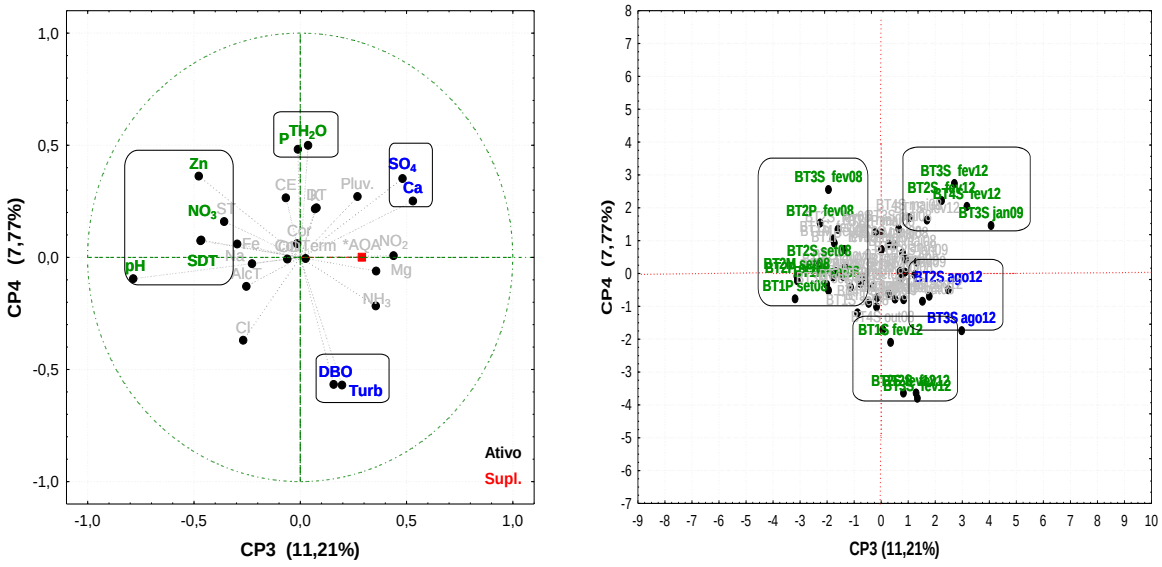
No tocante à qualidade da água do manancial da barragem do Bita, foi possível observar que a adição d´água do rio Ipojuca exerceu uma forte influência, ficando mais evidente com o início do período chuvoso e consequente suspensão do reforço da água do rio Ipojuca. Observou-se também que a contribuição proporcionada pelo rio Tabatinga para a qualidade d´água da barragem foi menos relevante.

4.5.2 Análise da terceira e quarta componente principal para barragem do Bita

Duas novas análises dos componentes principais foram realizadas no restante dos dados, e observou-se que a terceira (CP3) e a quarta (CP4) explicaram respectivamente 11,21% e 7,77% das amostras da barragem do Bita conforme os parâmetros físico-químicos e microbiológico.

As Figuras 40a e 40b apresentam os gráficos dos pesos das variáveis e dos escores dos objetos na CP3 *versus* a CP4, respectivamente.

Figura 40 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das *variáveis* e (b) escores das amostras na terceira e quarta CPs para a avaliação da qualidade da água da barragem do Bita.



(a) (b)

Na CP3, eixo horizontal do gráfico, observam-se, mais deslocada à esquerda, as amostras da quarta coleta (setembro/2008) e segunda coleta (fevereiro/2008) realizadas no final do período de estiagem que apresentavam uma maior concentração de pH, zinco, SDT e nitrato, provavelmente o alto teor de metal pode ser devido ao reforço d`água do rio Ipojuca que recebe forte carga poluidora em sua bacia. No mesmo eixo do gráfico, observam-se, mais deslocadas à direita, as amostras da sexta coleta (janeiro/2009), sétima coleta (inicio do mês de fevereiro/2012) e nona coleta (agosto/2012) que apresentavam uma maior concentração de cálcio e sulfato, provavelmente devido adição de carbonato de cálcio (calagem) no solo antes do plantio de algumas culturas e com a chegada do período chuvoso pode ser lixiviado para a barragem.

Na CP4, eixo vertical do gráfico, observam-se, mais deslocadas para baixo, as amostras da sétima coleta (inicio do mês de fevereiro/2012) que apresentavam uma maior concentração de turbidez e DBO, provavelmente devido ao reforço d´água do Ipojuca. No mesmo eixo do gráfico, observam-se, mais deslocadas para cima, as amostras da BT3S fev08 e fev12 (segunda e oitava coletas), BT2S e BT4S oitava coleta (final do mês de fevereiro/2012) que apresentavam uma maior temperatura da água e fósforo, e menor concentração de turbidez e DBO,

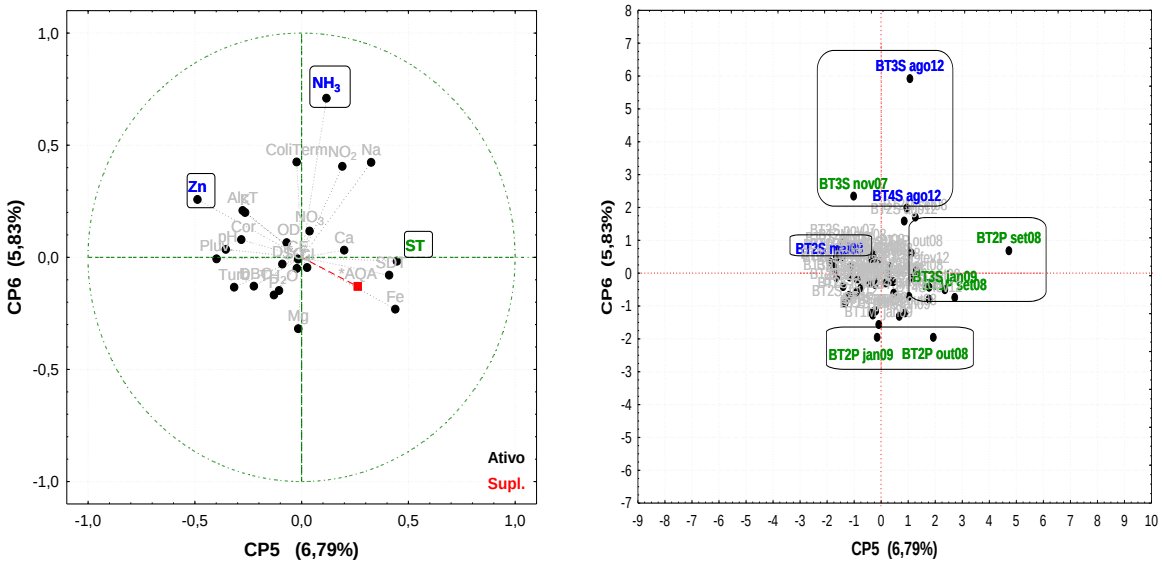
provavelmente a coleta realizada no final de fevereiro sofreu influência do início do período chuvoso.

4.5.3 Análise da quinta e sexta componente principal para barragem do Bita

Duas novas ACP foram realizadas no restante dos dados e observou-se que a quinta (CP5) e a sexta (CP6) explicaram respectivamente 6,79% e 4,83% das amostras da barragem do Bita conforme os parâmetros físico-químicos e microbiológico.

As Figuras 41a e 41b apresentam os gráficos dos pesos das variáveis e dos escores dos objetos na CP5 versus a CP6, respectivamente.

Figura 41 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das *variáveis* e (b) escores das amostras na quinta e sexta CPs para a avaliação da qualidade da água da barragem do Bita.



(a) (b)

Na CP5, eixo horizontal do gráfico, observam-se, mais deslocada à direita, as amostras BT2P set08 e BT1P set08 (quarta coleta) e BT2S jan09 (sexta coleta) realizadas no período de estiagem que apresentavam um maior teor de ST, e menor concentração de zinco. No mesmo eixo do gráfico, observam-se, mais deslocadas à esquerda, as amostras BT2S maio08 (terceira coleta) realizada no período chuvoso que apresentavam uma maior concentração de zinco e menor teor de ST. Estes resultados corroboram com os obtidos por Santos *et al* (2009) conforme estudos realizados na represa Pedras e no perímetro urbano da cidade de Jequié – BA.

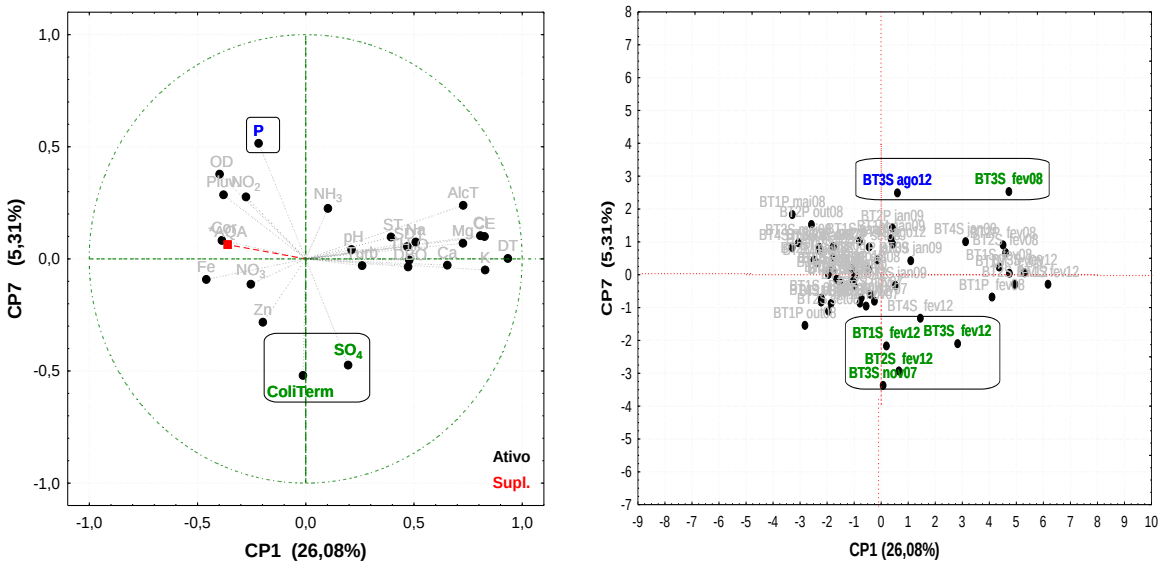
Na CP6, eixo vertical do gráfico, observam-se mais deslocadas para cima as amostras BT3S ago12 e BT4S ago12 (nona coleta) e BT3S nov07 (primeira coleta) que apresentavam uma maior concentração de amônia, provavelmente devido ao reforço d´água do Ipojuca ser próximo do ponto três. No rio Jajrood no Iran aplicando a ACP, obteve-se resultado semelhante: a CP5 explica 8% da variação total e caracteriza as amostras de água pela contribuição do nitrogênio amônia (RAZMKHAH, ABRISHAMCHI e TORKIAN, 2010). No mesmo eixo do gráfico, observam-se, mais deslocadas para baixo, as amostras BT2P out08 (quinta coleta) e BT2P jan09 (sexta coleta) que apresentavam uma menor concentração de amônia.

4.5.4. Análise da sétima componente principal para barragem do Bita

Uma nova ACP foi realizada no restante dos dados e observou-se que a sétima (CP7) explicou 5,31% das amostras da barragem do Bita conforme os parâmetros físico-químicos e microbiológico.

As Figuras 42a e 42b apresentam os gráficos dos pesos das variáveis e dos escores dos objetos na CP1 *versus* a CP7.

Figura 42 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das *variáveis* e (b) escores das amostras na primeira e sétima CPs para a avaliação da qualidade da água da barragem do Bita.



(a) (b)

Na CP7, eixo vertical do gráfico, observam-se, mais deslocadas para baixo, as amostras BT3S nov07 (primeira coleta) e da oitava coleta (final do mês de

fevereiro/2012) que apresentavam uma maior concentração de *Coliformes termotolerantes* correlacionada positivamente com o sulfato, e negativamente com o fósforo. No mesmo eixo do gráfico, observam-se mais deslocadas para cima as amostras BT3S fev08 (segunda coleta) e BT3S ago12 (nona coleta) que apresentavam uma maior concentração de fósforo, e menor concentração de *Coliformes termotolerantes* e sulfato.

4.5.5 Comentários gerais acerca das CPs para barragem do Bita

Nas CPs geradas, verifica-se que a qualidade das amostras de água da barragem do Bita estava fortemente influenciada pelo período sazonal (estiagem e chuvoso), pela entrada d´água bruta potencialmente de menor qualidade do rio Ipojuca e fertirrigação de vinhaça durante a época de estiagem e melhora da qualidade da água no período chuvoso com a diminuição de diversos parâmetros devido à adição da água da chuva e suspensão do reforço da água do rio Ipojuca. Observou-se, também, uma pequena diferença no perfil da coluna d´água (superfície e profundidade) e na distribuição espacial das estações de coleta na barragem durante o período de estudo.

Nas águas do rio Tabatinga na barragem do Bita, as CPs mostram que os *Coliformes termotolerantes* estavam correlacionados positivamente com o sulfato, e negativamente com o fósforo total.

4.6 AVALIAÇÃO DOS COMPONENTES PRINCIPAIS DA QUALIDADE DA ÁGUA DO RIO IPOJUCA

Nos dados do monitoramento do rio Ipojuca (Apêndice A na Tabela A8) foi aplicada a ACP e a matriz total representada no espaço tem dimensões de 4 (quatro) amostras por 24 (vinte e quatro) parâmetros físico-químicos e microbiológico da água em estudo.

A partir da ACP da matriz dos dados, verifica-se uma grande redução no número de variáveis, uma vez que o melhor ajuste do modelo ocorreu com a inclusão de 3 (três) CPs antes observadas em 24 dimensões. As três primeiras CPs explicam 100% da informação original total dos dados e podem ser representadas em 2 (dois) gráficos dos escores dos objetos.

Na Tabela 16, são apresentados os valores dos pesos das variáveis nas três CPs obtidas no período em estudo utilizado na ACP.

Tabela 16 - Matriz dos pesos das 24 variáveis nas três CPs selecionadas do rio Ipojuca.

Variáveis	**CP1**	**CP2**	**CP3**
TH_2O	**-0,97**	0,20	-0,12
pH	-0,38	**0,92***	-0,05
OD	**0,98***	-0,08	0,16
DBO	**-0,81**	**0,59***	-0,05
NH_3	0,33	-0,23	**-0,92**
NO_2	**0,99***	-0,16	-0,04
NO_3	**-0,94**	0,32	-0,11
P	**-0,97**	0,22	-0,08
Cor	**-0,99**	-0,16	0,05
Turb	**-0,69**	**-0,70**	0,19
CE	**-0,72**	**-0,60**	0,34
ST	-0,25	-0,10	**0,96***
SDT	**-0,65**	**-0,66**	0,37
AlcT	**0,53***	**0,83***	0,15
DT	**1,00***	-0,01	0,01
Ca	**-0,54**	**-0,84**	-0,13
Mg	**0,97***	0,25	$3,84x10^{-3}$
SO_4	-0,02	**-1,00**	-0,09
Na	**0,94***	-0,10	0,33
K	**-0,99**	0,14	-0,03
Cl	**0,69***	**-0,71**	0,11
ColiTerm	-0,14	**-0,84**	**-0,52**
Pluv.	**0,97***	-0,22	0,08
**AQA	0,46	**0,72***	**0,52***
Autovalores	**13,89**	**6,54**	**2,57**
Variância explicada (%)	60,40	28,43	11,17
Variância cumulada (%)	**60,40**	**88,83**	100,00

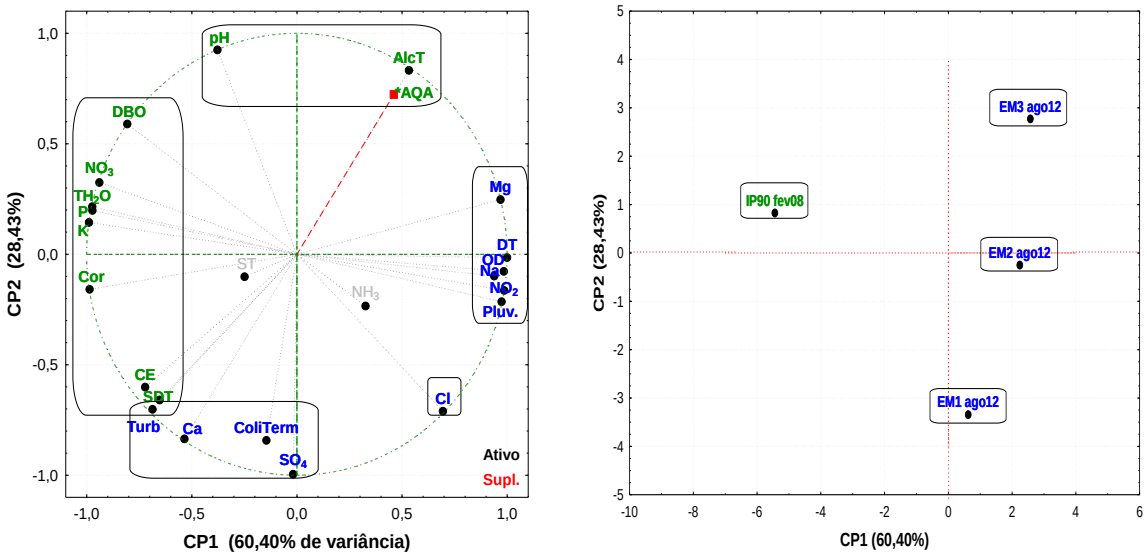
Na Tabela 16 estão destacados em **negrito,** sublinhado e (*) asterisco as correlações $\geq |0,50|$ que foram consideradas significativas na interpretação do componente principal, e (**) variável suplementar.

4.6.1 Análise da primeira e segunda componente principal para rio Ipojuca

As Figuras 43a e 43b apresentam os gráficos dos pesos das variáveis e dos escores dos objetos na CP1 *versus* a CP2 caracterizando 88,8% das amostras do rio Ipojuca conforme os parâmetros físico-químicos e microbiológico.

Observa-se que, no gráfico dos escores das duas primeiras CPs, a separação nítida do conjunto das amostras do rio Ipojuca apresentando certa estrutura, refletindo o período sazonal (período de estiagem e chuvoso).

Figura 43 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das *variáveis* e (b) escores das amostras nas duas primeiras CPs para a avaliação da qualidade da água do rio Ipojuca.



(a) (b)

Na CP1, eixo horizontal do gráfico, observa-se à esquerda a amostra da primeira coleta realizada no período de estiagem (fevereiro/2008) que apresentavam maior concentração de potássio, cor, fósforo total, temperatura da água, nitrato, DBO, CE, turbidez, SDT e cálcio, isto pode ter ocorrido, provavelmente, devido aos seis meses do período de estiagem (setembro/2007 a fevereiro/2008), que corresponde ao período da safra da agroindústria canavieira, ocorre a fertirrigação com vinhoto, e a carga orgânica que aflui a bacia do rio Ipojuca excede a capacidade de autodepuração da mesma. Segundo a ABF Engenharia Serviços e Comércio Ltda. (2010), o impacto predominante sobre a qualidade da água do rio Ipojuca está representado pela contaminação através de efluentes domésticos, industriais e agroindústria canavieira na área de captação da bacia. Estudos sobre o

uso do vinhoto para fertilização das plantações de cana de açúcar e seu efeito sobre o rio Ipojuca, demonstraram um forte impacto com o aumento da turbidez e uma elevação no número de *Coliformes fecais*, e diminuição do pH e do oxigênio dissolvido. Lopes e Magalhães Jr (2010) constataram que elevados valores de C*oliformes termotolerantes* e fósforo total proporcionaram a degradação na qualidade das águas observada da bacia do Ribeirão de Carrancas-MG, referente ao lançamento de esgotos domésticos da área urbana de Carrancas e a interferência da atividade agropecuária na bacia.

No mesmo eixo do gráfico, observam-se à direita as amostras da segunda coleta realizadas no período chuvoso (agosto/2012) que apresentavam uma maior concentração de dureza total, nitrito, OD, pluviometria, magnésio, sódio, cloreto e alcalinidade totais.

Na CP2, eixo vertical do gráfico, observa-se, mais deslocada para baixo, a amostra EM1 ago12 que apresentava uma maior concentração de *Coliformes termotolerantes* correlacionado positivamente com sulfato, cálcio, cloreto, turbidez, SDT e CE. Souza e Tundisi (2003) aplicaram a ACP para avaliar as influências antrópicas sobre a qualidade da água em oito estações de amostragem na bacia do rio Jaboatão (Pernambuco, Brasil) durante o período de março/1998 a fevereiro/1999. Pretendiam também fornecer subsídios ao enquadramento dos corpos d'água em classes de usos. Os pesquisadores observaram que as variáveis oxigênio dissolvido, *Coliformes fecais* e fósforo total foram as mais críticas para o enquadramento. Eles delimitaram grupos de usos da água na bacia e sugeriram classes de qualidade para cada grupo, fornecendo, desta maneira, elementos para auxiliar o gerenciamento da qualidade da água.

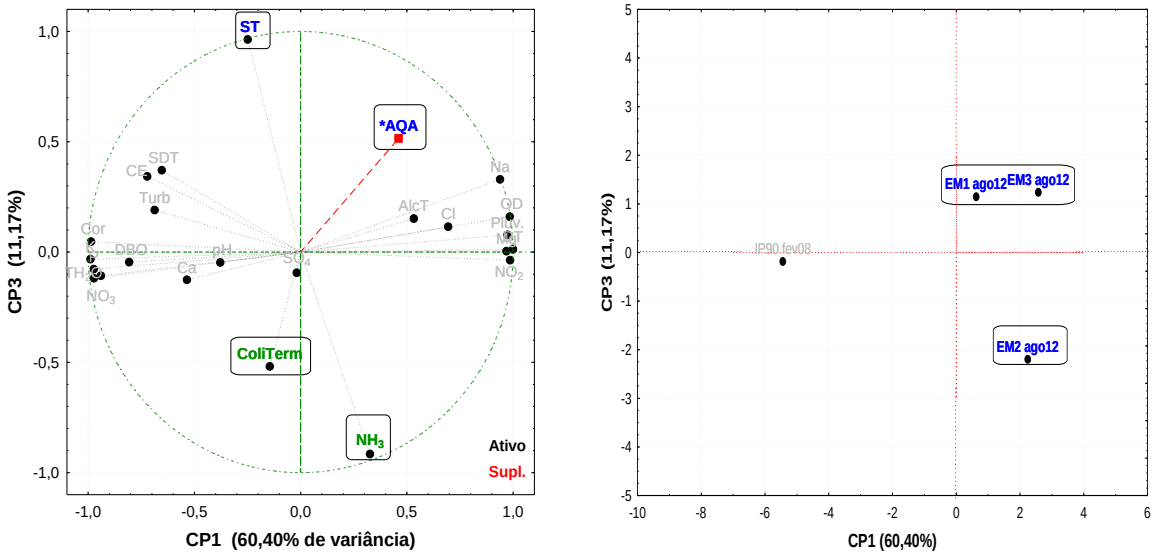
No mesmo eixo do gráfico, observa-se, mais deslocada para cima, a amostra EM3 ago12 que apresentava uma maior concentração de pH, alcalinidade total e DBO, e menor concentração de sulfato, *Coliformes termotolerantes,* cálcio, cloreto, turbidez, SDT e CE, foi possível observar que houve uma variação espacial na qualidade d´água dos pontos EM1 a EM3 no rio Ipojuca.

4.6.2 Análise da terceira componente principal para rio Ipojuca

Uma nova análise dos componentes principais foi realizada no restante dos dados e observou-se que a CP3 caracteriza 11,17% das amostras do rio Ipojuca conforme os parâmetros físico-químicos e microbiológico.

As Figuras 44a e 44b apresentam os gráficos dos pesos das variáveis e dos escores dos objetos na CP1 versus a CP3.

Figura 44 - Gráficos das dispersões e projeções *biplot* dos (a) pesos das *variáveis* e (b) escores das amostras na primeira e terceira CPs para a avaliação da qualidade da água do rio Ipojuca.



Na CP3, eixo vertical do gráfico, observa-se, mais deslocada para baixo, a amostra EM2 ago12 que apresentava uma maior concentração dos *Coliformes termotolerantes* correlacionado positivamente com a amônia, e negativamente com os sólidos totais. O Ipojuca, quando atinge a área de influência da CPIS, apresenta vários parâmetros bioquímicos fora dos limites aceitáveis de qualidade de água, com alta presença dos C*oliformes fecais* além de alguns metais (PIRES ADVOGADOS & CONSULTORES, 2000b).

No mesmo eixo do gráfico, observam-se, mais deslocada para cima, as amostras EM3 ago12 e EM1 ago12 que apresentavam uma maior concentração de sólidos totais, e menor concentração de amônia e *Coliformes termotolerantes*, foi possível observar que houve uma variação espacial na qualidade d´água no rio Ipojuca.

4.6.3 Comentários gerais acerca das CPs do Rio Ipojuca

Nas águas do rio Ipojuca, as CPs revelam que os *Coliformes termotolerantes* estavam correlacionados positivamente com sulfato, cálcio, cloreto, turbidez, SDT e CE, amônia, e negativamente com o pH, alcalinidade total, DBO e sólidos totais.

4.7 ANÁLISE DA QUALIDADE DA ÁGUA DAS BARRAGENS DE UTINGA E BITA UTILIZANDO A ANÁLISE DOS COMPONENTES PRINCIPAIS

O índice de qualidade da água (IQA) utilizado pela CPRH tem formato apresentado pela equação (7):

$$\textbf{IQA-CPRH} = [OD]^{0,17} + [ColiTerm]^{0,15} + [pH]^{0,12} + [DBO]^{0,1} + [TH_2O]^{0,1} + [NH_3]^{0,1} + [P]^{0,1} + [Turb]^{0,08} + [ST]^{0,08} \quad (7)$$

Na tentativa de construir um índice de qualidade da água a partir dos dados do monitoramento das barragens de Utinga e Bita, e rio Ipojuca do LEAQ/UFPE, CPRH e COMPESA que apresente os parâmetros mais importantes da composição da água e os valores dos pesos das variáveis, desenvolveram-se duas alternativas de modelos que serão apresentadas a seguir.

4.7.1 Primeira estratégia – Índice de qualidade da água empregando as nove variáveis do IQA-CPRH

Nos dados do monitoramento das barragens de Utinga e Bita, e rio Ipojuca cedidos pelo LEAQ/UFPE e CPRH dos anos de 2005 a 2013, foi aplicado a ACP e a matriz total dos dados representada no espaço tem dimensões de 9 variáveis (temperatura da água, pH, OD, DBO, NH_3, fósforo total, turbidez, ST e *Coliformes termotolerantes)* por 223 amostras (Apêndice A na Tabela A11).

O índice de qualidade da água empregando as nove variáveis foi determinado pelo cálculo dos pesos dados pela primeira (CP1) da ACP. A CP1 permitiu a construção do índice que originou a Equação 8.

$$\textbf{QA}_{\textbf{SUAPE(1)}} = \textbf{0,80*[OD] - 0,78*[ColiTerm]} + 0,16*[pH] \textbf{- 0,78*[DBO]} + 0,05*[TH_2O] + 0,02*[NH_3] - 0,08*[P] - 0,41*[Turb] \textbf{- 0,56*[ST]} \quad (8)$$

Observa-se, nessa equação 8, que os parâmetros mais importantes na construção do índice foram o OD, DBO, *Coliformes termotolerantes* e ST, e aponta para um crescimento do nível da deterioração da qualidade da água conforme as variáveis aumentam, com exceção do oxigênio dissolvido que diminui conforme aumenta a decomposição da matéria orgânica presente nas barragens. Notou-se que os parâmetros destacados neste componente têm a mesma origem e provavelmente estão associados à poluição por esgoto doméstico, industrial e agroindústria.

A análise de distribuição de frequências (Tabela C1 no Apêndice C) mostrou que as águas de qualidade ótima (>1), boa (1 a -0), aceitável (-0 a -1), ruins (-1 a -2) e péssima (<-2). Desse modo, a ferramenta desenvolvida neste trabalho conseguiu classificar com exatidão global de 23,3% de acertos a qualidade da água das barragens de Utinga e Bita, e rio Ipojuca com base nos usos preponderantes da resolução CONAMA 357/05.

Conforme Lyra et al. (2010), a análise de componentes principais é uma técnica de reconhecimento de padrões e não uma técnica de classificação.

4.7.2 Segunda estratégia – Índice de qualidade da água empregando oito variáveis

Nos dados do monitoramento da qualidade da água das barragens de Utinga e Bita cedidos pelo LEAQ/UFPE, CPRH e COMPESA dos anos de 2005 a 2013, foi aplicado a ACP e a matriz total dos dados representada no espaço tem dimensões de 8 variáveis (pH, CE, turbidez, fósforo total, amônia, nitrito, nitrato e *Cianobactérias)* por 103 amostras (Tabela A12 em Apêndice A).

O índice de qualidade da água empregando oito variáveis foi determinado pelo cálculo dos pesos dados pela primeira (CP1) da ACP. A CP1 permitiu a construção do índice que originou a Equação 9.

$$\mathbf{QA_{SUAPE(2)}} = \mathbf{-\ 0{,}73}*\mathbf{[pH]} \mathbf{-\ 0{,}62}*\mathbf{[CE]} + 0{,}21*[\text{Turb}] \mathbf{-\ 0{,}53}*\mathbf{[P]} + 0{,}20*[NH_3] \mathbf{+\ 0{,}57}*\mathbf{[NO_2]} \mathbf{-\ 0{,}74}*\mathbf{[NO_3]} + 0{,}20*[\text{Cianob}] \quad (9)$$

Observa-se que, na equação 9, os parâmetros mais importantes na construção do índice foram o pH, condutividade elétrica, fósforo total, nitrito e nitrato, e aponta para um crescimento do nível de degradação da qualidade da água

conforme as variáveis aumentam, com exceção do nitrito, que diminui conforme aumenta a nitrificação na água.

A análise de distribuição de frequências (Tabela C2 no Apêndice C) mostrou que águas de qualidade ótima (>2), boa (2 a 1), aceitável (1 a -1), ruim (-1 a -2) e péssima (<-2). Desse modo, a ferramenta desenvolvida neste trabalho conseguiu classificar com exatidão global de 17,5% de acertos da qualidade da água das barragens de Utinga e Bita com base nos usos preponderantes da resolução CONAMA 357/05.

4.7.3 Considerações Gerais dos Componentes Principais na Construção do IQA.

Neste trabalho, foi possível avaliar a aplicabilidade da análise dos componentes principais através de sua utilização na construção de índice, classificação e agrupamento de dados na avaliação da qualidade da água das barragens de Utinga e Bita. Ao analisar os resultados de cada uma das tarefas disponíveis pelas ACPs observa-se que seus resultados foram satisfatórios levando em consideração a pequena quantidade de dados experimentais reais.

4.8 ANÁLISE DA QUALIDADE DA ÁGUA DAS BARRAGENS DE UTINGA E BITA APLICANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Um resultado inicial do trabalho foi verificar que, apesar da série de quase 5 anos de coletas de dados experimentais pelo LEAQ (UFPE), não havia uma quantidade suficiente de dados e tinham um desbalanceamento das classes de qualidade da água para aplicar inteligência artificial. Na tentativa de minimizar os erros no modelo, buscou-se adquirir dados secundários junto aos órgãos estaduais responsáveis pelo monitoramento das barragens de Utinga e Bita. Desta forma, apesar de os dados serem de diversos órgãos, possuíam informações relevantes para os estudos propostos e têm a garantia de qualidade necessária para um trabalho cientifico.

Como base nos dados adquiridos na CPRH e COMPESA, foi possível desenvolver quatro alternativas de arquiteturas de redes neurais artificiais (RNAs) que serão analisadas, testadas e validadas a seguir.

4.8.1 Primeira estratégia - Modelo de RNAs com nove variáveis de entrada

Na série de dados analisados do LEAQ/UFPE e CPRH dos anos de 2005 a 2013, verificou-se que 223 amostras de qualidade da água apresentavam as variáveis que compõem o IQA-CPRH que são: temperatura da água, potencial hidrogeniônico, oxigênio dissolvido, demanda bioquímica de oxigênio, nitrogênio amoniacal, fósforo total, turbidez, sólidos totais e *Coliformes termotolerantes*.

As amostras de qualidade da água estavam distribuídas em 88 da barragem de Utinga, 83 da barragem de Bita e 57 do rio Ipojuca.

No modelo de RNA proposto contendo as 9 (nove) variáveis de entrada para análise de classificação do conjunto de dados brutos, foram divididos em 50% para treinamento (111 amostras), 25% para validação (56 amostras) e 25% para teste (56 amostras). Os dados estatísticos do modelo da RNA são apresentados no gráfico D1 (Apêndice D) e na Tabela E1 (Apêndice E).

Das amostras de água utilizadas na RNA, observou-se que 78,5% estavam em desacordo com os limites da resolução do CONAMA 357/2005 (Anexo B) para águas doces de classe 2. Os parâmetros que se apresentavam em desconformidade com a resolução foram: potencial hidrogeniônico, oxigênio dissolvido, demanda bioquímica de oxigênio, fósforo total, turbidez, sólidos totais e *Coliformes termotolerantes*. Estes parâmetros indicam poluição causada por efluente da agroindústria canavieira, industrial e doméstico. A qualidade da água não está protegida e é afetada, frequentemente, por impactos nos mananciais.

Os resultados dos vários modelos de RNAs tipo MLP e RBF obtidos com 9 (nove) variáveis na camada de entrada, diferentes números de neurônios na camada oculta e funções de ativação para classificação da qualidade da água bruta da ETE Suape com dados do LEAQ e CPRH são exibidos na Tabela F1 (Apêndice F).

Na Tabela 17, visualizam-se as melhores configurações das RNAs tipo MLP e RBF que apresentaram resultados significativos para classificação da qualidade da água.

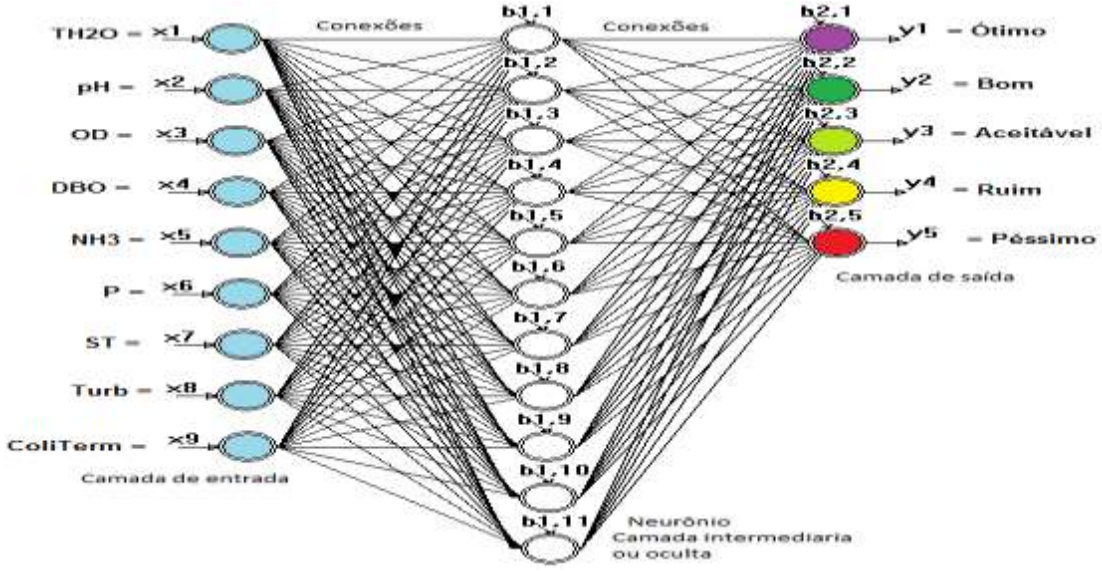
Tabela 17 - Características das RNAs construídas para classificar a qualidade da água com nove variáveis de entrada e cinco saídas.

Modelo	Treinamento	Teste	Validação	Algoritmo de Treinamento	Função de Erro	Função de ativação	
						Camada oculta	Saída
MLP 9-11-5	100,00	83,64	85,45	BFGS 44	Entropy	Tanh	Softmax
RBF 9-14-5	82,30	76,36	78,18	RBFT	Entropy	Gaussian	Softmax

Na estimação da RNA para classificar a qualidade da água das barragens em estudo com 9 (nove) parâmetros de entrada, a RNA MLP apresentou um melhor desempenho com 11 neurônios na camada intermediária, com função tangente hiperbólica e a função softmax para a camada de saída, obtendo uma média de 89,7% de acertos globais e 83,6% de acertos no teste. Entretanto, a RNA RBF que utilizou 14 neurônios na camada oculta, com função gaussiana e a função softmax para a camada de saída, obteve uma média de 78,9% de acertos globais e 76,4% de acertos no teste.

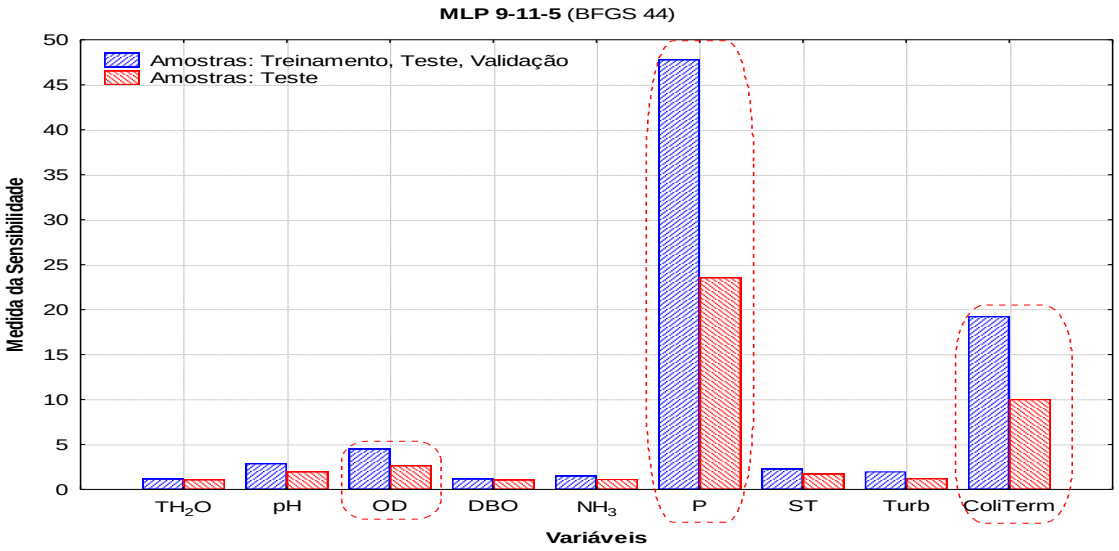
De modo geral, a RNA MLP apresentou arquitetura mais simples, com menos unidades de neurônios na camada escondida e menor erro (%) no teste da rede em comparação com RNA RBF. Portanto, a RNA MLP 9-11-5 (Figura 45) foi considerada a mais adequada para estimar a qualidade da água. A seguir apresentam-se os resultados obtidos da análise da sensibilidade e matriz de classificação do modelo nas Tabelas 18 e 19, e nas Figuras 46 a 48.

Figura 45 - Ilustração da arquitetura da RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44) com camada de entrada e suas respectivas variáveis de entrada, camada intermediária e camada de saída.



A Tabela G1 (Apêndice G) mostra os valores dos pesos das conexões para o modelo proposto utilizado para classificar a qualidade da água. A Figura 46 mostra a comparação dos valores da análise de sensibilidade das variáveis de entrada do modelo RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44) para os dados globais e de teste.

Figura 46 - Histograma da análise de sensibilidade das variáveis de entrada no modelo RNA MLP 9-11-5 com os dados gerais e de teste para classificação da qualidade da água.



Na Figura 46, observar-se a importância relativa de cada parâmetro de entrada no desempenho do modelo da RNA MLP 9-11-5, e as variáveis de entrada mais significativas na classificação da qualidade da água foram as concentrações de fósforo total, *Coliformes termotolerantes* e oxigênio dissolvido. Corroborando com Brion *et al.* (2002) que aplicaram RNAs na classificação do tipo de escoamento de esgoto para uma pequena bacia hidrográfica. Os indicadores necessários foram as medições das bactérias gram-negativas e gram-positivas, e sem importância relativa à turbidez. A RNA foi capaz de classificar com exatidão > 90%.

Na Tabela H1 (Apêndice H), podem ser observadas as previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo. As Tabelas 19 e 20 apresentam as matrizes de classificação ou confusões modelo RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44), mostrando a proporção de acerto e erros para cada classe e as percentagens de classificações corretas e incorretas globais e teste, respectivamente.

A Tabela 18 apresenta o desempenho geral do modelo RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44) para 223 amostras, que foi de 90,3% de acertos na classe ótima (águas

doces de classe especial e 1); 89,5% de acertos na classe boa (classe 2); 53,8% de acertos na classe aceitável (classe 3); 86,4% de acertos na classe ruim (classe 4); e 97,8% na classe péssima (Fora das classes), totalizando uma exatidão global de 92,4%.

Tabela 18 - Resultado da matriz de confusão para avaliação da qualidade da água das amostras globais da RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44).

Classes Observadas	Classes estimadas					Total de observações	% de acertos na classe
	OT	BO	AC	RU	PE		
Ótima	28	3	0	0	0	31	90,3
Boa	2	17	0	0	0	19	89,5
Aceitável	0	5	7	1	0	13	53,8
Ruim	0	1	1	19	1	22	86,4
Péssima	0	0	2	1	135	138	97,8
Total de estimativas	30	26	10	21	136	223	
% de erros na classificação	6,7	34,6	30,0	9,5	0,7		
Exatidão global (%) = 92,4							

Abreviaturas: OT (ótima - classe 1), BO (boa - classe 2), AC (aceitável - classe 3), RU (ruim - classe 4) e PE (péssima - fora das classes). Na tabela acima, os valores em verde representam os verdadeiros positivos e os valores em vermelhos os falsos positivos para cada classe estudada.

Nesta avaliação, foi a classe boa que apresentou o maior erro na classificação, com 34,6% dos dados sendo assinalados a esta classe, que deveriam ser assinalados a outras, principalmente à classe aceitável, com a qual apresentou a maior confusão (19,2%), e à classe ótima (11,5%). Esta ambiguidade também foi verificada por Nascimento *et al.* (2006) que obteveram a maior confusão constatada para a classe boa com a classe ótima, com 10,5% dos dados sendo assinalados erroneamente a esta última.

Tabela 19 - Resultado da matriz de confusão da qualidade da água das amostras de 7este para RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44).

Classes observadas	Classes estimadas					Total de observações	% de acertos na classe
	OT	BO	AC	RU	PE		
OT	4	3	0	0	0	7	57,1
BO	0	5	0	0	0	5	100,0
AC	0	4	0	0	0	4	0,0
RU	0	0	1	4	1	6	66,7
PE	0	0	0	0	33	33	100,0
Total de estimativas	4	12	1	4	34	55	
% de erros na classificação	0,0	58,3	100,0	0,0	2,9		
Exatidão global (%) = 83,6							

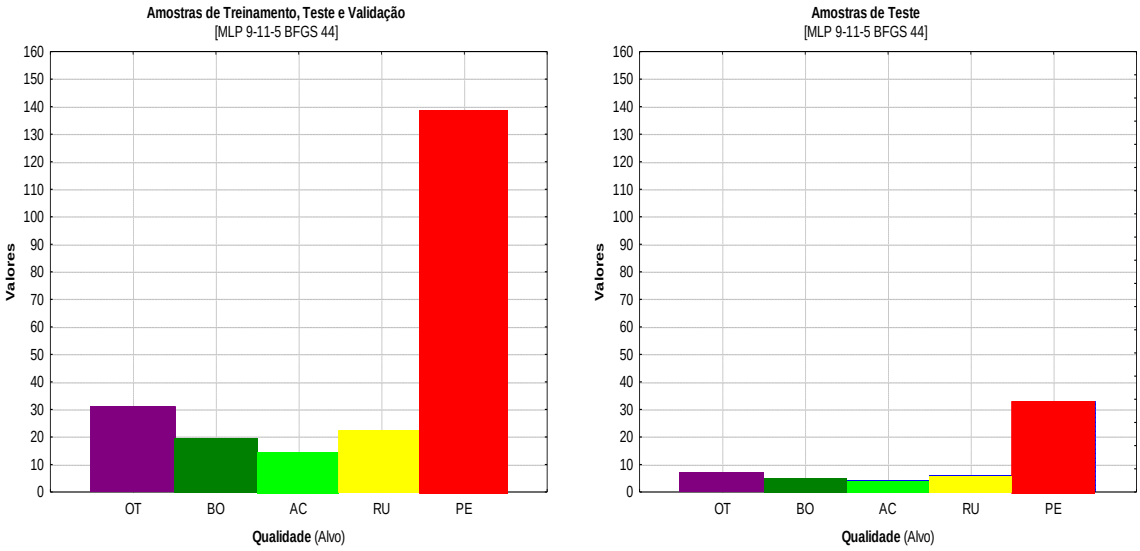
Abreviaturas: OT- ótima, BO - boa, AC - aceitável, RU - ruim e PE - péssimo. Na tabela acima os valores em verde representam os verdadeiros positivos e os valores em vermelhos os falsos positivos para cada classe estudada.

A Tabela 19 mostra o desempenho do modelo RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44) no teste para 55 amostras. Houve 57,1% de acertos na classe ótima (águas doces de classe especial e 1); 100% de acertos na classe boa (classe 2); 66,7% de acertos na classe ruim (classe 4); e 100% na classe péssima (fora das classes), totalizando um índice de acerto global de 83,6%. Wechmongkhonkon, Poomtong e Areerachakul (2012) aplicaram modelo de RNA MLP na classificação da qualidade da água dos canais no distrito de Dusit em Bangkok constataram que a matriz de confusão do teste demonstra alta precisão em 96,52%. Os pesquisadores observaram que a rede classificou corretamente 111 registos a partir de um total de 115 dados.

O desempenho do modelo no teste foi prejudicado em virtude da falta de uma grande quantidade de dados de qualidade de água representativos da classe aceitável (classe 3), que apresentou o maior erro na classificação, com 100% dos dados assinalados a classe boa. Percebe-se que os maiores erros ocorrem entre classes com características semelhantes, o que aponta a necessidade de ajustes no modelo para esse caso.

As Figuras 47 e 48 mostram os desempenhos da RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44) durante a classificação global e no teste.

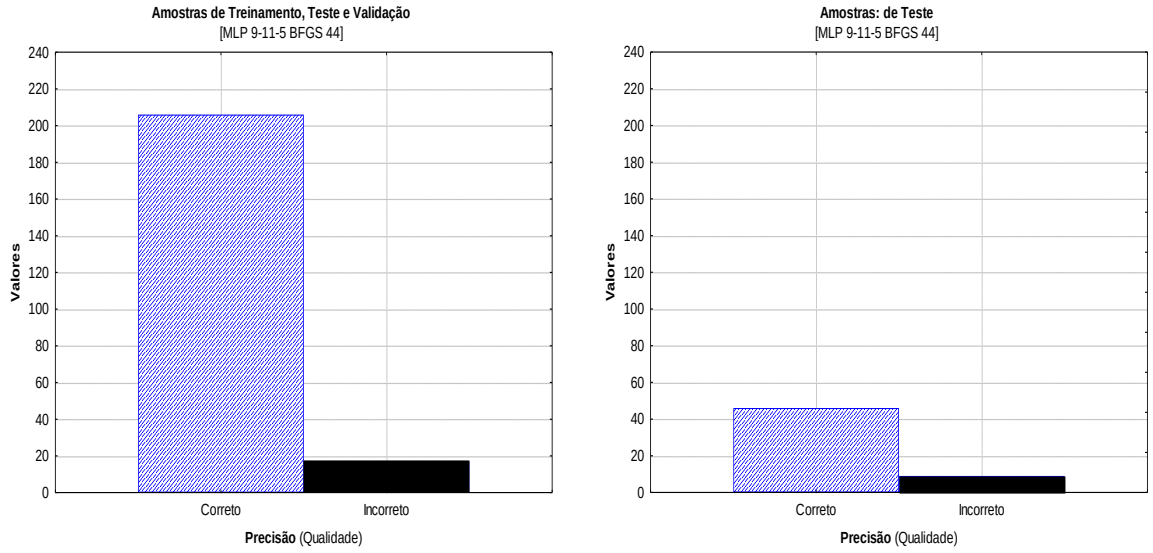
Figura 47 - Histograma dos valores estimados das amostras nas cinco classes de qualidade de água para os (a) dados gerais e (b) teste, aplicando as redes MLP 9-11-5.



As Figuras 47a e 47b mostram os valores absolutos da eficiência global e no teste da utilização da RNA MLP 9-11-5 para classificação da qualidade da água e revelam, principalmente, que a rede foi capaz de aprender e generalizar o

conhecimento assimilado para todas as classes mensuradas durante o treinamento, validação e teste.

Figura 48 - Histograma para acerto e erros das conexões de saída (a) globais e (b) teste.



As Figuras 48a e 48b mostram que o modelo baseado na RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44) produziu uma exatidão em valores absolutos na classificação de 206 amostras no geral e de 46 amostras no teste, revelando a sua eficiência e possível utilização desse tipo de ferramenta no auxílio à classificação das barragens de Utinga e Bita.

4.8.2 Segunda estratégia - Modelo de RNAs com quatorze variáveis de entrada

Na série de dados analisados da LEAQ/UFPE e CPRH dos anos de 2005 a 2013, verificou-se que 61 amostras de qualidade da água apresentavam as seguintes variáveis: temperatura do ar, temperatura da água, pH, OD, DBO, condutividade elétrica, turbidez, fósforo total, amônia, nitrito, nitrato, ST, *clorofila a* e *Coliformes termotolerantes.*

As amostras da qualidade da água estavam distribuídas em 30 da barragem de Utinga e 31 da barragem de Bita. No modelo de RNA proposto contendo as 14 (quatorze) variáveis de entrada para análise de classificação, o conjunto de dados brutos foram divididos em 50% para treinamento (31 amostras), 25% para validação (15 amostras) e 25% para teste (15 amostras). Os resultados numéricos e gráficos

são mostrados nas Tabelas E2 e Figuras D2, nos Apêndices E e D, respectivamente.

Das amostras de água utilizadas na RNA, observou-se que 44% estavam em desacordo com os limites da resolução do CONAMA 357/2005 (Anexo B) para águas doces de classe 2. Os parâmetros que apresentavam em desconformidade com a resolução foram o pH, OD, fósforo total e *Coliformes termotolerantes.* Estes parâmetros indicam poluição causada por efluentes agroindustrial, industrial e doméstico e mostram que a qualidade da água foi afetada não estando protegida e causando impactos frequentemente nos mananciais.

Os resultados dos vários modelos de RNAs tipo MLP e RBF obtidos com 14 (quatorze) variáveis na camada de entrada apresentaram diferentes números de neurônios na camada oculta e funções de ativação para classificação da qualidade da água bruta da ETE Suape com dados do LEAQ/UFPE e CPRH que são exibidos na Tabela F2 (Apêndice F).

Na Tabela 20, visualizam-se as melhores configurações das RNAs tipo MLP e RBF que apresentaram resultados significativos para classificação da qualidade da água.

Tabela 20 - Características das RNA construídas para classificar a qualidade da água com 14 (quatorze) variáveis de entrada e cinco saídas.

Modelo	Treinamento	Teste	Validação	Algoritmo de Treinamento	Função de Erro	Função de ativação	
						Camada oculta	Saída
MLP 14-6-5	93,55	66,67	53,33	BFGS 42	SOS	Exponential	Tanh
RBF 14-8-5	74,19	73,33	33,33	RBFT	SOS	Gaussian	Identity

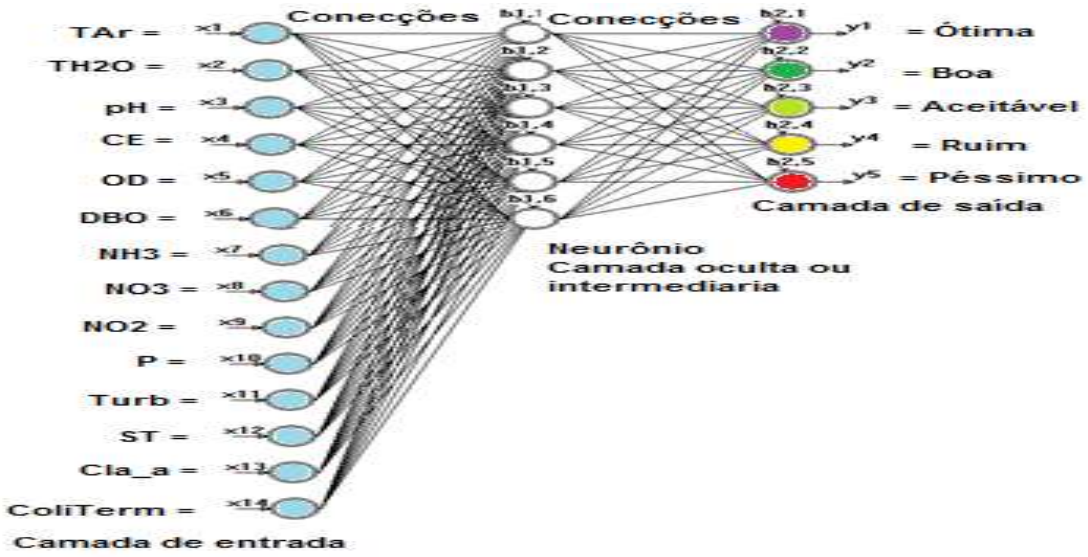
Na estimação da RNA para classificar a qualidade da água das barragens em estudo com 14 parâmetros de entrada, a RNA MLP apresentou um melhor desempenho com 6 neurônios na camada intermediária, com função exponencial e a função tangente hiperbólica para a camada de saída, obtendo uma média de 71,2% de acertos globais e 66,7% de acertos no teste. Já a RNA RBF que utilizou 8 neurônios na camada oculta, com função gaussiana e a função identidade para a camada de saída, obteve uma média de 60,3% de acertos globais e 73,3% de acertos no teste.

Palani, Liong e Tkalich (2008) desenvolveram modelos de RNA para prever as variações temporal e espacial nas concentrações de salinidade, temperatura da

água, oxigênio dissolvido e *clorofila a* em águas costeiras de Cingapura, usando medições semanais contínuas de variáveis de qualidade da água em diferentes estações. O modelo de RNA também foi construído para avaliação e previsão rápida de variáveis de qualidade da água selecionando qualquer local no domínio de interesse. Observaram que a modelagem da RNA foi uma ferramenta promissora e útil que otimizou as redes de monitoramento por identificar as estações de monitoramento essenciais (permitindo, assim, a redução de custos) e prevê as variáveis de qualidade da água do mar com precisão aceitável pareceu suficiente para produzir bons resultados da simulação.

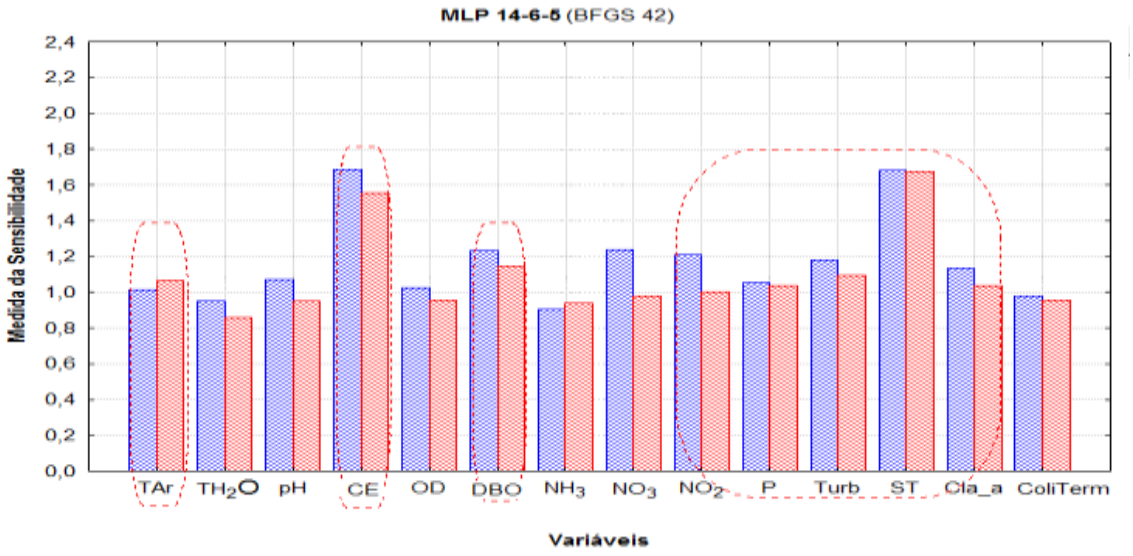
De modo geral, a RNA MLP apresentou arquitetura mais simples, com menos unidades de neurônios na camada escondida e menor erro (%) no teste da rede em comparação com RNA RBF. Portanto, a RNA MLP 14-6-5 (Figura 49) foi considerada a mais adequada para estimar a qualidade da água. A seguir apresentam-se os resultados obtidos da análise da sensibilidade e matriz de classificação do modelo nas Tabelas 21 e 22, e nas Figuras 50 a 53.

Figura 49 - Arquitetura da RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42)



A Tabela G2 (Apêndice G) mostra os valores dos pesos das conexões para o modelo proposto utilizado para classificar a qualidade da água. A Figura 50 mostra a comparação dos valores da análise de sensibilidade das variáveis de entrada do modelo RNA 14-6-5 (BFGS 42) para os dados gerais e de teste.

Figura 50 - Histograma da análise de sensibilidade das variáveis de entrada no modelo RNA MLP 14-6-5 com os dados gerais e de teste para classificação da qualidade da água.



Na Figura 50, observar-se que, no desempenho do modelo da RNA MLP 14-6-5, as variáveis de entrada mais significativas na classificação da qualidade da água foram a condutividade elétrica, sólidos totais, demanda bioquímica de oxigênio, nitrito, turbidez, *clorofila a*, temperatura do ar e fósforo total. Os parâmetros da água menos significativos foram amônia, nitrato, temperatura da água, *Coliformes termotolerantes,* oxigênio dissolvido e pH.

Na Tabela H2 (Apêndice H) podem ser observadas as previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo. As Tabelas 22 e 23 apresentam as matrizes de classificação para o modelo de RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42), revelando a proporção de acertos e erros para cada classe e as percentagens de classificações corretas e incorretas para as amostras globais e teste, respectivamente.

A Tabela 21 mostra o desempenho geral do modelo RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42) para 61 amostras. Obteveram-se os seguintes resultados: 68,4% de acertos na classe ótima (águas doces de classe especial e 1); 86,7% de acertos na classe boa (classe 2); 60,0% de acertos na classe aceitável (classe 3); 90,9% de acertos na classe ruim (classe 4); e 83,3% na classe péssima (Fora das classes), totalizando uma exatidão global de 77,0%.

Tabela 21 - Resultado da matriz de confusão da RNA MLP 14-6-5 para avaliação da qualidade da água das amostras globais.

Classes observadas	Classes estimadas					Total de observações	% de acertos na classe
	OT	BO	AC	RU	PE		
Ótima	**13**	6	0	0	0	19	68,4
Boa	1	**13**	0	1	0	15	86,7
Aceitável	1	1	**6**	2	0	10	60,0
Ruim	0	0	0	**10**	1	11	90,9
Péssimo	0	0	0	1	**5**	6	83,3
Total de Estimativas	15	20	6	14	6	61	
% de erros na Classificação	13,3	35,0	0,0	28,6	16,7		
Exatidão global (%) = 77,0							

Abreviaturas: OT (ótima - classe 1), BO (boa - classe 2), AC (aceitável - classe 3), RU (ruim - classe 4) e PE (péssima - fora das classes). Na tabela acima os valores em verde representam os resultados verdadeiros positivos e os valores em vermelhos os resultados falsos positivos para cada classe estudada.

Nesta avaliação, foi a classe boa que apresentou o maior erro na classificação, com 35% dos dados sendo assinalados a esta classe, que deveriam ser assinalados a outras, principalmente à classe ótima, com a qual apresentou a maior confusão (30%).

Tabela 22 - Resultado da matriz de confusão da RNA MLP 14-6-5 para avaliação da qualidade da água das amostras de teste

Classes observadas	Classes estimadas					Total de observações	% de acertos na classe
	OT	BO	AC	RU	PE		
OT	**5**	1	0	0	0	6	83,3
BO	0	**1**	0	0	0	1	100,0
AC	0	1	**1**	2	0	4	25,0
RU	0	0	0	**2**	0	2	100,0
PE	0	0	0	1	**1**	2	50,0
Total de estimativas	5	3	1	5	1	15	
% de erros na classificação	0,0	66,7	0,0	60,0	0,0		
Exatidão global (%) = 66,7							

Abreviaturas: OT- ótima, BO - boa, AC - aceitável, RU - ruim e PE - péssimo. Na tabela acima, os valores em verde representam os verdadeiros positivos e os valores em vermelhos representam os falsos positivos para cada classe estudada.

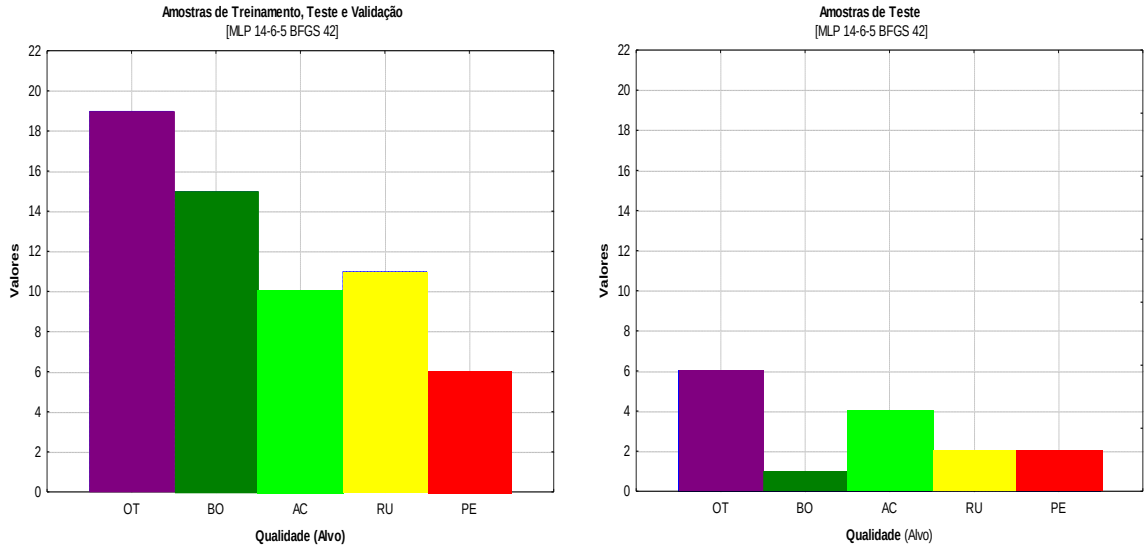
A Tabela 22 mostra o desempenho do modelo RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42) no teste para 15 amostras que apresentaram 83,3% de acertos na classe ótima (águas doces de classe 1); 100,0% de acertos na classe boa (classe 2); 25,0% de

acertos na classe aceitável; 100,0% de acertos na classe ruim (classe 4); e 50,0% na classe péssima (Fora das classes), totalizando uma exatidão global de 66,7%.

Observa-se que no teste o desempenho do modelo foi prejudicado em virtude da falta de uma grande quantidade de dados de qualidade de água representativos das classes aceitável (classe 3) e péssima (fora das classes), que apresentaram os maiores erros nas classificações, com 66,7% e 60,0% dos dados assinalados à classe boa e ruim, respectivamente, o que aponta a necessidade de ajustes no modelo. Percebe-se que os maiores erros ocorrem entre classes com características semelhantes, o que aponta a necessidade de ajustes na amostra para esse caso.

As Figuras 51 e 53 mostram os desempenhos da RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42) durante a classificação global e no teste.

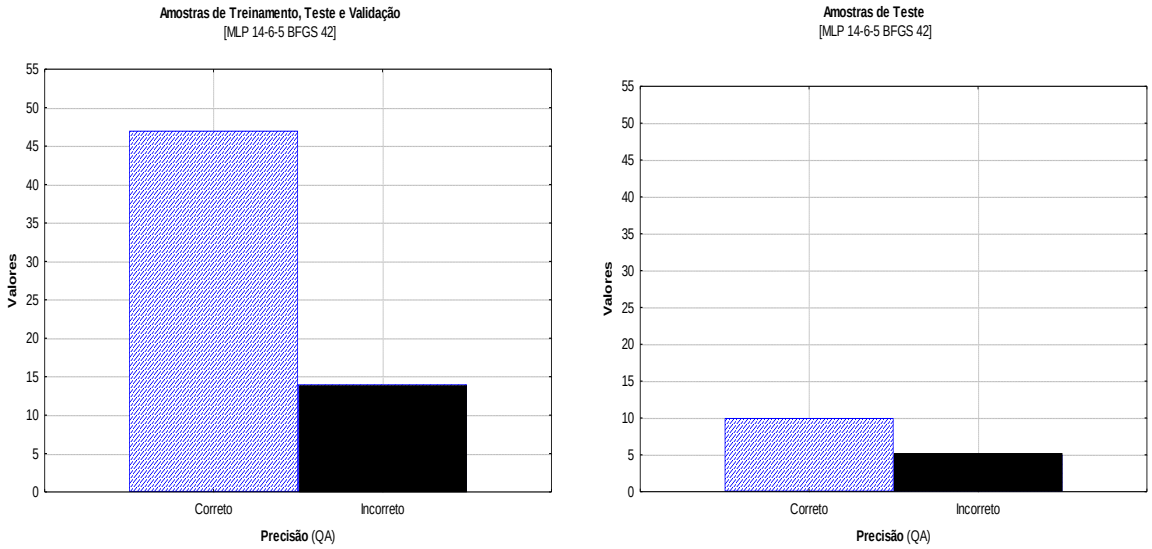
Figura 51 - Histograma dos valores estimados das amostras nas cinco classes de qualidade de água para os (a) dados gerais e (b) teste, aplicando as RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42).



(a) (b)

As Figuras 51a e 51b mostram os valores absolutos da eficiência global e no teste da utilização da RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42) para classificação da qualidade da água e revelam, principalmente, que a rede foi capaz de aprender e generalizar o conhecimento assimilado para todas as classes mensuradas durante o treinamento, validação e teste.

Figura 52 - Histograma para acertos e erros das conexões de saída (a) globais e (b) teste da RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42).

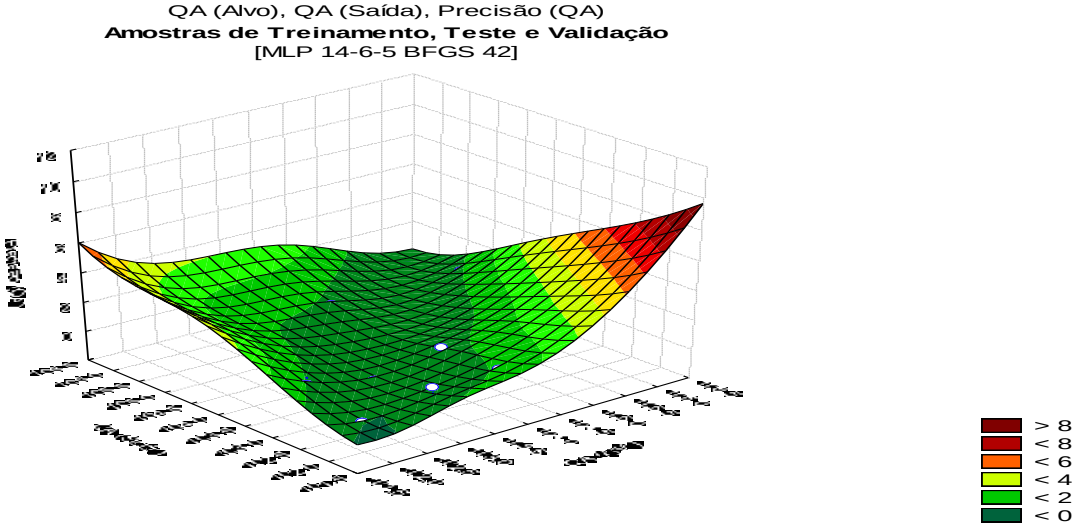


(a) (b)

O modelo baseado na RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42) produziu uma exatidão na classificação de 47 amostras no geral e de 10 amostras no teste em valores absolutos, revelando a sua eficiência e possível utilização desse tipo de ferramenta no auxílio à classificação das barragens de Utinga e Bita.

A Figura 53 mostra a superfície de resposta do erro médio quadrático (MSE) para a eficiência global da precisão da qualidade da água em função dos resultados experimentais e os dados obtidos pela RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42).

Figura 53 - Superfície de resposta do MSE criada pela RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42) treinada para avaliação da qualidade da água das amostras globais.



Como pode ser verificado, o gráfico da Figura 53 representa a precisão na avaliação da qualidade da água, a melhor resposta que identifica as águas das barragens, as águas boas e péssima apresentando excelente eficiência na classificação. A superfície de resposta do erro médio quadrático da RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42) apresenta uma forma irregular e indica que a rede se estabilizou em um mínimo local desejado ou vários mínimos locais, além do mínimo global (resposta ótima para o problema).

4.8.3 Terceira estratégia - Modelo de RNAs com dezoito variáveis de entrada

Na série de dados analisados do LEAQ/UFPE e COMPESA dos anos de 2005 a 2013, verificou-se que 160 amostras de qualidade da água apresentavam as seguintes variáveis: pH, condutividade elétrica, turbidez, cor, alcalinidade total, cloretos, fósforo total, sulfatos, amônia, nitrito, nitrato, dureza total, cálcio, magnésio, sódio, potássio, ferro total e zinco.

As amostras da qualidade da água estavam distribuídas em 82 da barragem de Utinga e 78 da barragem de Bita.

No modelo de RNA proposto, contendo as 18 (dezoito) variáveis de entrada para análise de classificação do conjunto de dados brutos, foram divididos em 50% para treinamento (80 amostras), 25% para validação (40 amostras) e 25% para teste (40 amostras). Os resultados numéricos e gráficos são mostrados nas Tabelas E3 e Figuras D3, no apêndice E e D, respectivamente.

Das amostras de água utilizadas na RNA, observou-se que 80,6% estavam em desacordo com os limites da resolução do CONAMA 357/2005 (Anexo B) para águas doces de classe 2, e os parâmetros se apresentavam em desconformidade como a resolução foram o pH, turbidez, cor, fósforo total, ferro total e zinco.

Os resultados dos vários modelos de RNAs tipo MLP e RBF obtidos com 18 (dezoito) variáveis na camada de entrada que apresentavam diferentes números de neurônios na camada oculta e funções de ativação para classificação da qualidade da água bruta da ETE Suape com dados do LEAQ e CPRH são exibidos na Tabela F3 (Apêndice F).

Na Tabela 23, visualizam-se as melhores configurações das RNAs tipo MLP e RBF que apresentaram resultados significativos para classificação da qualidade da água.

Tabela 23 - Características das RNA construídas para classificar a qualidade da água com 18 (dezoito) variáveis de entrada e cinco saídas.

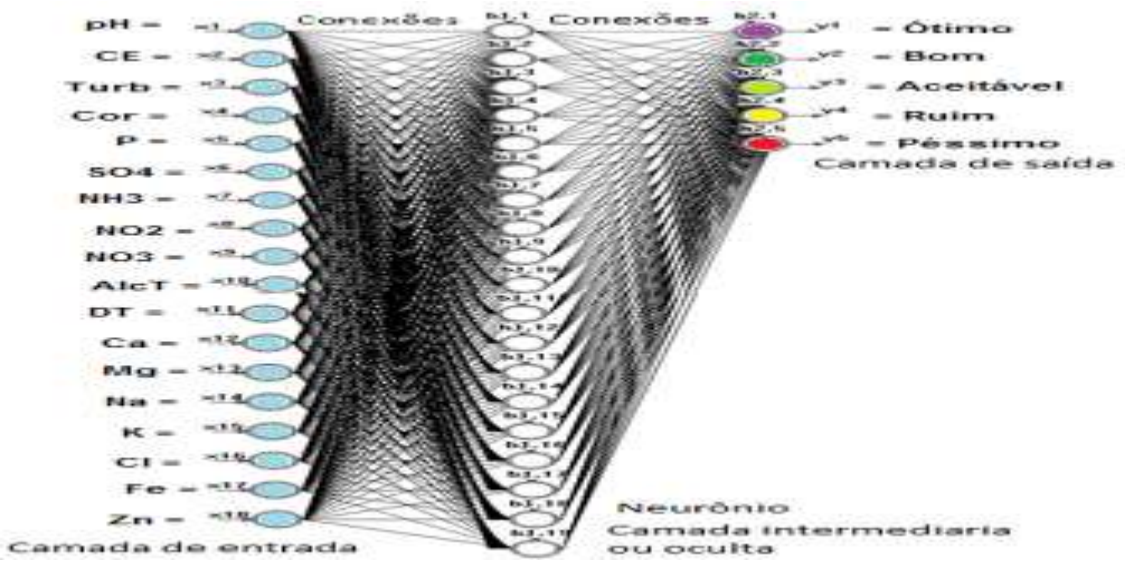
Nome da rede	Treinamento	Teste	Validação	Algoritmo de Treinamento	Função de Erro	Função de ativação	
						Camada oculta	Saída
MLP 18-19-5	100,00	80,00	72,50	BFGS 40	Entropy	Tanh	Softmax
RBF 18-19-5	71,25	60,00	67,50	RBFT	Entropy	Gaussian	Softmax

Na estimação da RNA para classificar a qualidade da água das barragens em estudo com 18 parâmetros de entrada, a RNA MLP apresentou um melhor desempenho, oferecendo os seguintes resultados: 19 neurônios na camada intermediária, com função tangente hiperbólica e a função softmax para a camada de saída, obtendo uma média de 84,2% de acertos globais e 80% de acertos no teste. Entretanto, a RNA RBF que utilizou 19 neurônios na camada oculta, com função gaussiana e a função softmax para a camada de saída, alcançou uma média de 66,3% de acertos globais e 60,0% de acertos no teste.

Danso-Amoako e Prasad (2014) desenvolveram um modelo de rede neural artificial (RNA) para prever acumulação potencial de ferro (Fe) e manganês (Mn) na rede de distribuição de água. Na RNA utilizaram dados de qualidade da água de seis anos, oito parâmetros de entrada (alumínio, cálcio, cloro residual livre, cor, pH, magnésio, fósforo e turbidez), seis neurônios na camada oculta e um na camada de saída (acúmulo potencial de ferro e manganês) da rede. O coeficiente de determinação da validação cruzada, para treinamento foi R^2 = 0,81 e para validação foi R^2 = 0,70 do modelo de RNA indica que os valores previstos são semelhantes aos valores reais e que o modelo deverá prever a acumulação potencial de Fe e Mn razoavelmente bem em novos conjuntos de dados.

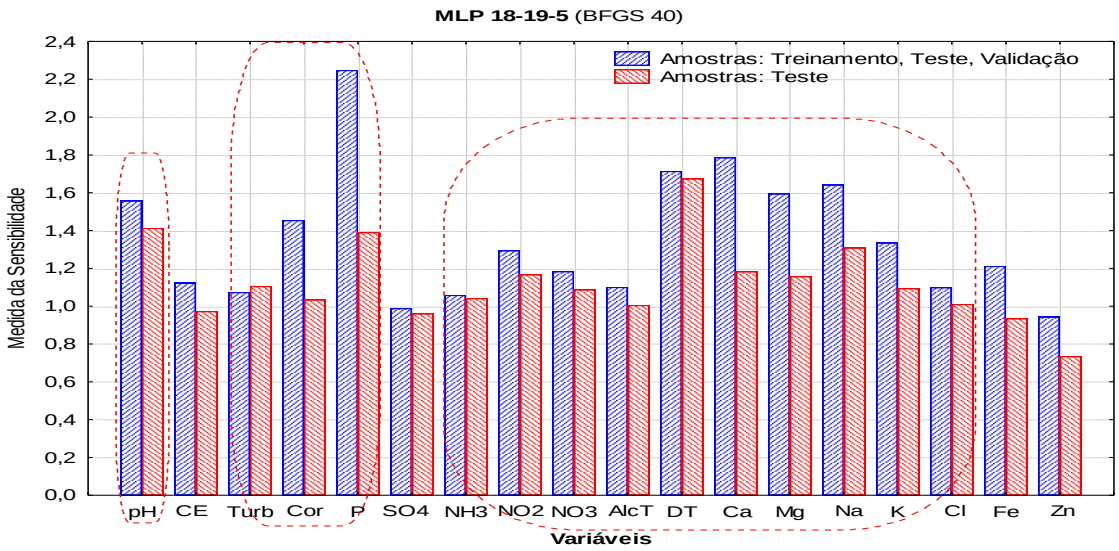
De modo geral, a RNA MLP apresentou menor erro (%) global e no teste da rede em comparação com RNA RBF. Portanto, a RNA MLP 18-19-5 (Figura 54) foi considerada a mais adequada para estimar a qualidade da água. A seguir apresentam-se os resultados obtidos da análise da sensibilidade e matriz de classificação do modelo nas Tabelas 24 e 24, e nas Figuras 55 a 58.

Figura 54 - Arquitetura da RNA MLP 18-19-5 (BFGS 42)



A Tabela G3 (Apêndice G) mostra os valores dos pesos das conexões para o modelo proposto utilizado para classificar a qualidade da água. A Figura 55 mostra a comparação dos valores da análise de sensibilidade das variáveis de entrada do modelo RNA 18-19-5 (BFGS 40) para os dados gerais e de teste.

Figura 55 - Histograma da análise de sensibilidade das variáveis de entrada no modelo RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40) com os dados gerais e de teste para avaliação da qualidade da água.



Na Figura 55, verificou-se que no desempenho do modelo da RNA MLP 18-19-5 as variáveis de entrada mais significativas na avaliação da qualidade da água foram as concentrações de fósforo total, cálcio, dureza total, sódio, magnésio, pH,

cor, potássio, nitrito, nitrato, alcalinidade total, cloreto, turbidez e amônia. Os parâmetros da água menos significativos foram ferro total, condutividade elétrica, sulfato e zinco.

Na Tabela H3 (Apêndice H) podem ser observadas as previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40) para qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo. As Tabelas 24 e 25 apresentam as matrizes de classificação do modelo RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40), mostrando as proporções de acertos e erros para cada classe e as percentagens das classificações corretas e incorretas das amostras globais e teste, respectivamente

Tabela 24 - Resultado da matriz de confusão da qualidade da água das amostras de globais para RNA MLP 18-19-5 **(**BFGS 40)

Classes observadas	**Classes estimadas**					**Total de observações**	**% de acertos na classe**
	OT	**BO**	**AC**	**RU**	**PE**		
OT	**16**	**2**	**1**	0	0	19	84,2
BO	**3**	**7**	**1**	**1**	0	12	58,3
AC	**1**	0	**6**	0	0	7	85,7
RU	0	**2**	**1**	**33**	**3**	39	84,6
PE	**1**	0	**1**	**2**	**79**	83	95,2
Total de Estimativas	21	11	10	36	82	160	
% de erros na Classificação	23,8	36,4	40,0	8,3	3,7		
Exatidão global (%) = 88,1							

Abreviaturas: OT (ótima - classe 1), BO (boa - classe 2), AC (aceitável - classe 3), RU (ruim - classe 4) e PE (péssima - fora das classes). Na tabela acima, os valores em verde representam os verdadeiros positivos e os valores em vermelhos os falsos positivos para cada classe estudada.

A Tabela 24 mostra o desempenho geral do modelo RNA MLP 18-19-5 **(**BFGS 40) para 160 amostras que apresentou os resultados seguintes: 84,2% de acertos na classe ótima (águas doces de classe especial e 1); 58,3% de acertos na classe boa (classe 2); 85,7% de acertos na classe aceitável (classe 3); 84,6% de acertos na classe ruim (classe 4); e 95,2% na classe péssima (Fora das classes), totalizando uma exatidão global de 88,1%.

Nesta avaliação, foi a água de qualidade aceitável (classe 3) que apresentou o maior erro na classificação, com 40,0% dos dados sendo assinalados a esta classe, que deveriam ser assinalados as outras (classe ótima, boa, ruim e péssima) com as quais apresentou confusão (10%).

A Tabela 25 mostra o desempenho do modelo RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40) no Teste para 40 amostras, e apresentou 85,7% de acertos na classe ótima (águas

doces de classe especial e 1); 75,0% de acertos na classe ruim (classe 4); e 89,5% na classe péssima (Fora das classes), totalizando uma exatidão global de 80,0%.

Tabela 25 - Resultado da matriz de confusão da qualidade da água das amostras de teste para RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40).

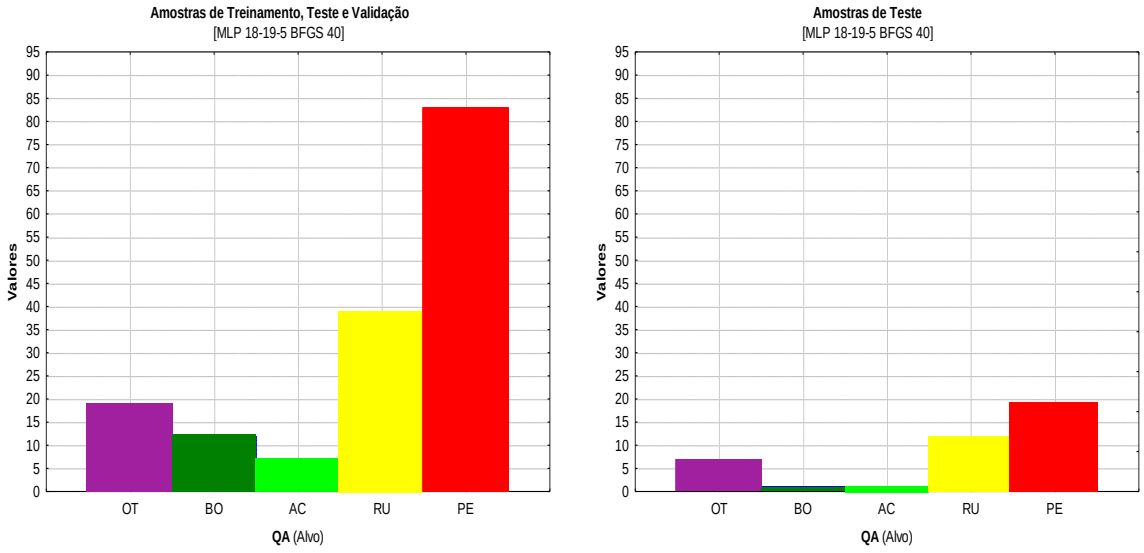
Classes observadas	Classes estimadas					Total de observações	% de acertos na classe
	OT	BO	AC	RU	PE		
OT	**6**	0	1	0	0	7	85,7
BO	0	**0**	0	1	0	1	0,0
AC	1	0	**0**	0	0	1	0,0
RU	0	1	0	**9**	2	12	75,0
PE	0	0	0	2	**17**	19	89,5
Total de Estimativas	7	1	1	12	19	40	
% de erros na Classificação	14,3	100,0	100,0	25,0	10,5		
Exatidão global (%) = 80,0							

Abreviaturas: OT- ótima, BO - boa, AC - aceitável, RU - ruim e PE - péssimo. Na tabela acima, os valores em verde representam os verdadeiros positivos e os valores em vermelhos os falsos positivos para cada classe estudada.

O desempenho do modelo no teste provavelmente foi prejudicado em virtude da falta de uma grande quantidade de dados de qualidade de água representativos da qualidade boa (classe 2) e aceitável (classe 3), que apresentaram os maiores erros nas classificações, com 100% dos dados assinalados à qualidade ruim e ótima, respectivamente.

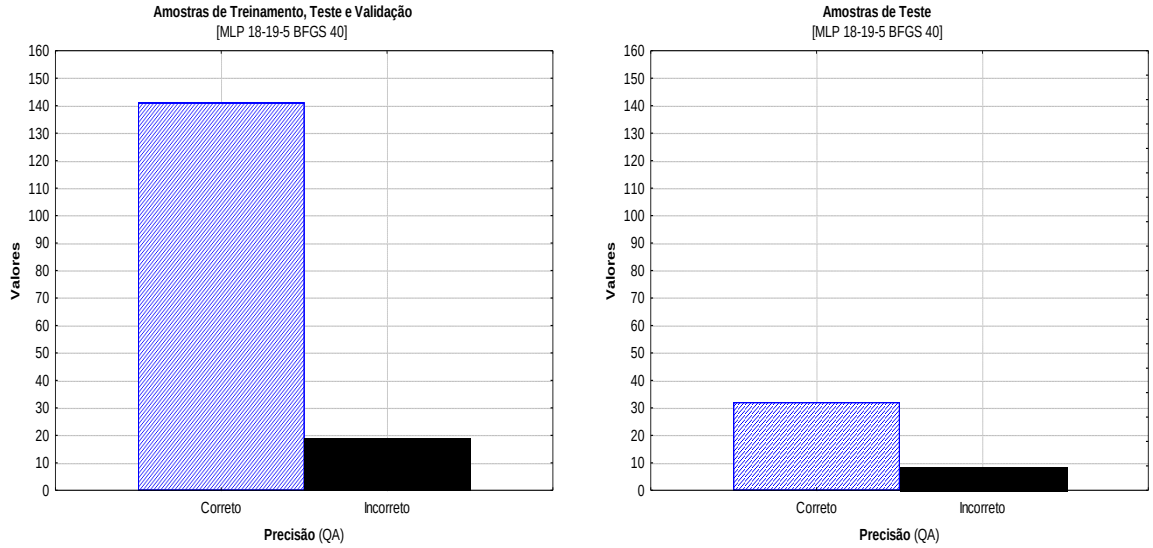
As Figuras 56 a 58 mostram os desempenhos da RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40) durante a classificação global e no teste.

Figura 56 - Histograma dos valores estimados das amostras nas cinco classes de qualidade de água para os (a) dados gerais e (b) teste, aplicando as RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40).



As Figuras 56a e 56b mostram os valores absolutos da eficiência global e no teste da utilização da RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40) para classificação da qualidade da água revelam principalmente que a rede foi capaz de aprender e generalizar o conhecimento assimilado para todas as classes mensuradas durante o treinamento, validação e teste.

Figura 57 - Histograma para acertos e erros das conexões de saída (a) globais e (b) teste da RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40).



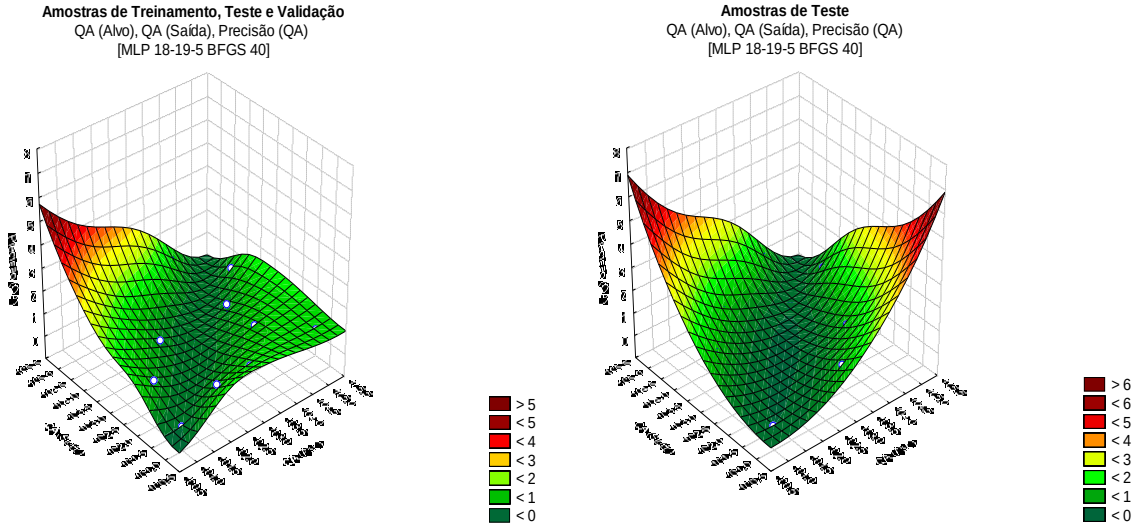
O modelo baseado na RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40) produziu uma exatidão na avaliação de 141 amostras no geral e de 32 amostras no teste em valores absolutos, revelando a sua eficiência e possível utilização desse tipo de ferramenta no auxílio à classificação das barragens de Utinga e Bita.

As Figuras 57a e 57b mostram a superfície de resposta do erro médio quadrático (MSE) para a eficiência global e no teste da precisão da qualidade da água em função dos resultados experimentais e os dados obtidos pela RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40).

Na Figura 57a, que representa a precisão global da rede na avaliação da qualidade da água, a melhor resposta que identifica estas águas está compreendida entre ruim à péssima, apresentando excelente eficiência na classificação.

A análise da Figura 57b mostra a precisão no teste da RNA para avaliação da qualidade da água, as melhores respostas estão para águas ótimas, ruins e péssimas.

Figura 58 - Superfície de resposta do MSE criado pela RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40) treinada para avaliação da qualidade da água (a) das amostras gerais e (b) teste.



As Figuras 58a e 58b mostram a superfície de resposta do MSE da RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42) e para as amostras globais e teste apresentam uma forma irregular, indicando que a rede se estabilizou em um mínimo local desejado ou vários mínimos locais, além do mínimo global (resposta ótima para o problema).

4.8.4 Quarta estratégia - Modelo de RNAs com oito variáveis de entrada

Na série de dados analisados do LEAQ/UFPE, CPRH e COMPESA dos anos de 2005 a 2013, verificou-se que 103 amostras de água apresentavam as seguintes variáveis: pH, CE, turbidez, fósforo total, amônia, nitrito, nitrato e *Cianobactérias.*

As amostras d`água estavam distribuídas em 51 da barragem de Utinga e 52 da barragem de Bita. No modelo de RNA proposto, contendo as 8 (oito) variáveis de entrada para análise de classificação do conjunto de dados brutos, foram divididos em 50% para treinamento (51 amostras), 25% para validação (26 amostras) e 25% para Teste (26 amostras). Os resultados numéricos e gráficos são apresentados na Tabela E4 e Figura D4, nos Apêndices E e D, respectivamente.

Das amostras de água utilizadas na RNA, observou-se que 56,3% estavam em desacordo com os limites da resolução do CONAMA 357/2005 (Anexo B) para água doce de classe 2. Os parâmetros que apresentavam em desconformidade como a resolução foram a pH, fósforo total e *Cianobactérias.* Estes parâmetros indicam poluição causada por efluentes agroindustrial, industrial e doméstico.

Os resultados dos vários modelos de RNAs tipo MLP e RBF obtidos com 8 (oito) variáveis na camada de entrada, diferentes números de neurônios na camada oculta e funções de ativação para classificação da qualidade da água bruta da ETE Suape com dados do LEAQ/UFPE, CPRH e COMPESA são exibidos na Tabela F4 (Apêndice F).

Na Tabela 26, visualizam-se as melhores configurações das RNAs tipo MLP e RBF que apresentaram resultados significativos para classificação da qualidade da água.

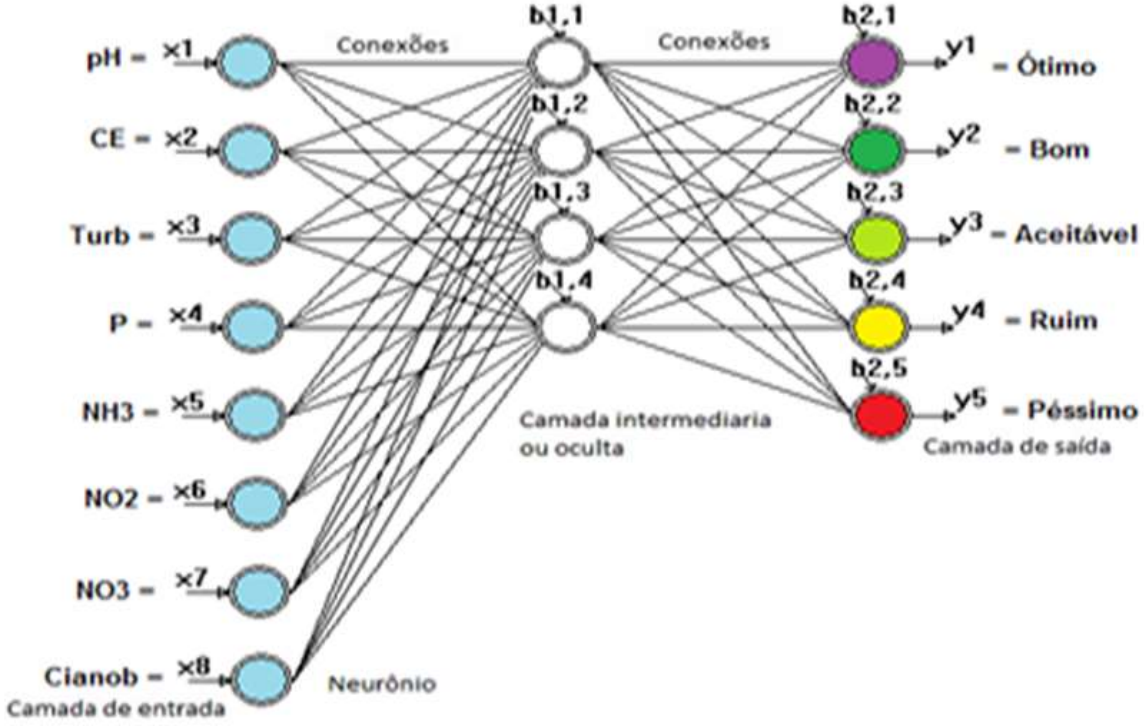
Tabela 26 - Características das RNAs construídas para avaliar a qualidade da água com 8 (oito) variáveis de entrada e cinco saídas.

Nome da rede	Treinamento	Teste	Validação	Algoritmo de Treinamento	Função de Erro	Função de ativação	
						Camada oculta	Saída
MLP 8-4-5	98,11	76,00	68,00	BFGS 53	Entropia cruzada	Identity	Softmax
RBF 8-11-5	49,06	56,00	52,00	RBFT	Entropia cruzada	Gaussian	Softmax

Na estimação da RNA, para classificar a qualidade da água das barragens em estudo com 8 parâmetros de entrada, a RNA MLP apresentou um melhor desempenho com 4 neurônios na camada intermediária, com função identidade e a função softmax, obtendo uma média de 80,7% de acertos globais e 76,0% de acertos no teste. A RNA RBF que utilizou 11 neurônios na camada oculta, com função gaussiana e a função softmax, obteve uma média de 52,4% de acertos globais e 56,0% de acertos no teste.

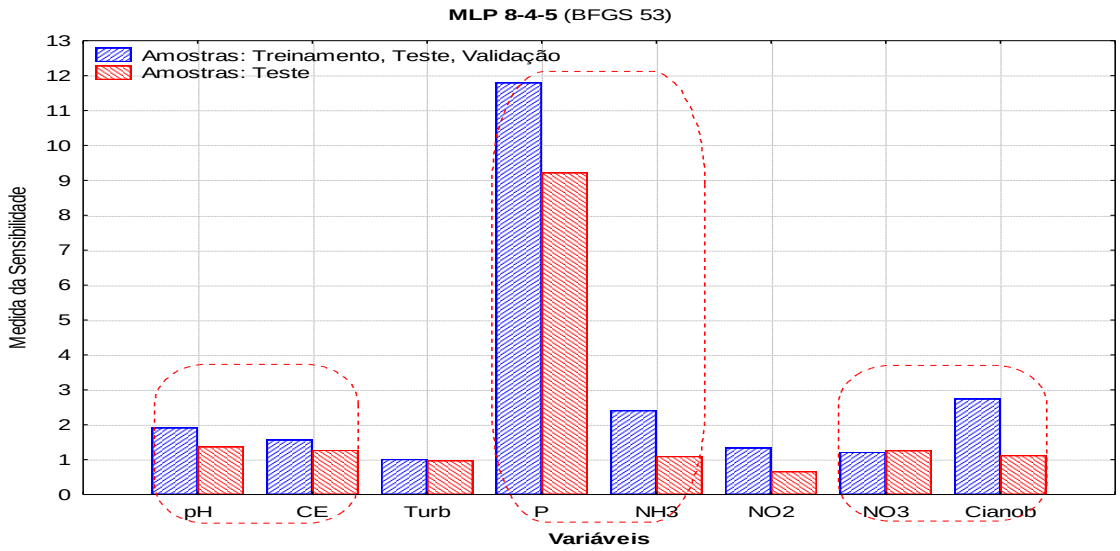
De modo geral, a RNA MLP apresentou arquitetura mais simples, com menos unidades de neurônios na camada escondida e menor erro (%) no teste da rede em comparação com RNA RBF. Portanto, a RNA MLP 8-4-5 (Figura 59) foi considerada a mais adequada para estimar a qualidade da água. A seguir serão apresentados os resultados obtidos da análise da sensibilidade e a matriz de classificação do modelo nas tabelas 27 e 28, e nas Figuras 60 a 62.

Figura 59 - Arquitetura da RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53)



A Tabela G4 (Apêndice G) mostra os valores dos pesos das conexões para o modelo proposto utilizado para classificar a qualidade da água. Na Figura 60, comparou-se a importância relativa de cada parâmetro de entrada na análise de sensibilidade da RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53), indicando o efeito das variações das concentrações das oito variáveis no treinamento, validação e teste do modelo.

Figura 60 - Histograma da análise de sensibilidade das oito variáveis de entrada no modelo de RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53) com os dados gerais e de teste para avaliação da qualidade da água.



Na figura 60, observar-se que, no desempenho do modelo da RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53), na avaliação da qualidade da água, as variáveis de entrada mais significativas foram as concentrações de fósforo total, *Cianobactérias*, amônia, pH, condutividade elétrica e nitrato. Para os dados experimentais utilizados neste trabalho, os parâmetros da água de menor significado foram nitrito e turbidez.

Na Tabela H4 (Apêndice H), podem ser observadas as previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo. As Tabelas 27 e 28 apresentam as matrizes de classificação do modelo de RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53), mostrando a proporção de acertos e erros para cada classe e as percentagens de classificações corretas e incorretas das amostras globais e teste, respectivamente.

Tabela 27 - Resultado da matriz de confusão da qualidade da água das amostras de globais para RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53)

Classes observadas	**Classes estimadas**					**Total de observações**	**% de acertos na classe**
	OT	**BO**	**AC**	**RU**	**PE**		
OT	**32**	**1**	0	0	0	33	97,0
BO	**2**	**19**	0	0	0	21	90,5
AC	0	**5**	**12**	0	0	17	70,6
RU	0	**1**	**1**	**18**	0	20	90,0
PE	0	0	0	**5**	**7**	12	58,3
Total de Estimativas	34	26	13	23	7	103	
% de erros na Classificação	5,9	26,9	7,7	21,7	0,0		
Exatidão global (%) = 85,4							

Abreviaturas: OT (ótima - classe 1), BO (boa - classe 2), AC (aceitável - classe 3), RU (ruim - classe 4) e PE (péssima - fora das classes). Na tabela acima, os valores em verde representam os verdadeiros positivos e os valores em vermelhos os falsos positivos para cada classe estudada.

Na Tabela 27, mostra-se o desempenho geral do modelo RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53) para 103 amostras, cujos resultados foram: 97,0% de acertos na classe ótima (águas doces de classe especial e 1); 90,5% de acertos na classe boa (classe 2); 70,6% de acertos na classe aceitável (classe 3); 90,0% de acertos na classe ruim (classe 4); e 58,3% na classe péssima (Fora das classes), totalizando uma exatidão global de 85,4%.

Nesta avaliação, foi a classe boa que apresentou o maior erro na classificação, com 26,9% dos dados sendo assinalados a esta classe, que deveriam ser assinalados à classe aceitável que apresentou a maior confusão (19,2%).

A Tabela 28 mostra o desempenho do modelo de RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53) no Teste para 25 amostras que foi de 100,0% de acertos na classe ótima (águas

doces de classe 1); 83,3% de acertos na classe boa (classe 2); 40,0% de acertos na classe aceitáve e 80,0% de acertos na classe ruim (classe 4), totalizando uma exatidão global de 76,0%.

Tabela 28 - Resultado da matriz de confusão da qualidade da água das amostras de teste para RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53)

Classes observadas	**Classes estimadas**					**Total de observações**	**% de acertos na classe**
	OT	**BO**	**AC**	**RU**	**PE**		
OT	**8**	0	0	0	0	8	100,0
BO	**1**	**5**	0	0	0	6	83,3
AC	0	**3**	**2**	0	0	5	40,0
RU	0	**1**	0	**4**	0	5	80,0
PE	0	0	0	**1**	**0**	1	--
Total de Estimativas	9	9	2	5	0	25	
% de erros na Classificação	11,1	44,4	0,0	20,0	0		
Exatidão global (%) = 76,0							

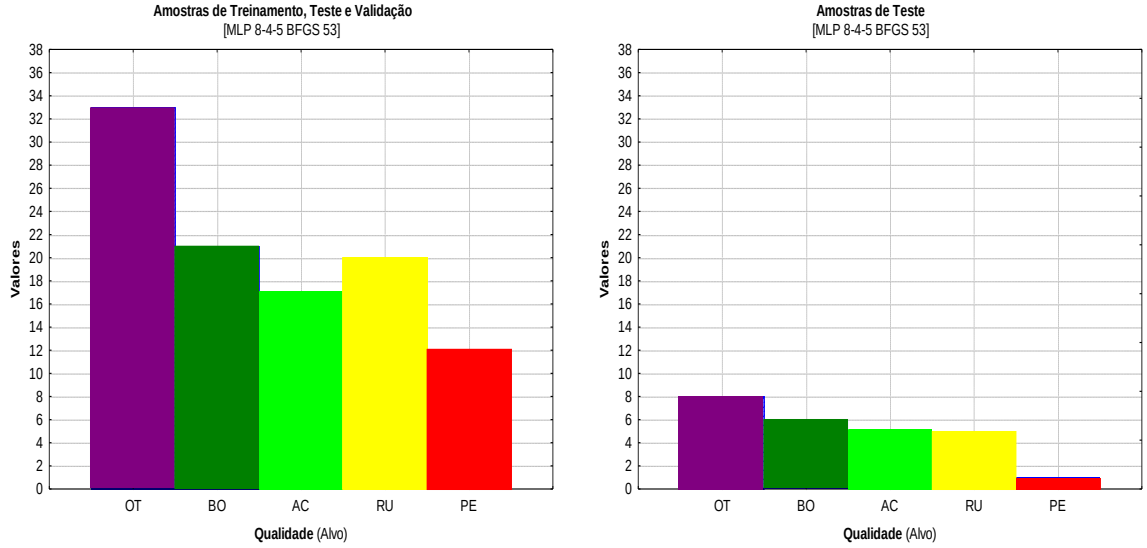
Abreviaturas: OT (ótima - classe 1), BO (boa - classe 2), AC (aceitável - classe 3), RU (ruim - classe 4) e PE (péssima - fora das classes). Na tabela acima, os valores em verde representam os verdadeiros positivos e os valores em vermelhos os falsos positivos para cada classe estudada.

O desempenho do modelo no teste foi prejudicado pela falta de uma grande quantidade de dados de qualidade de água representativos da classe péssima (fora das classes). Observa-se que a classe boa apresentou 44,4% de erro na classificação, com 33,3% e 11,1% dos dados assinalados a esta classe, que deveriam ser assinalados às classes aceitável e ruim, respectivamente. Os maiores erros ocorrem entre classes com características próximas, o que aponta a necessidade uma maior base de dados para um melhor ajuste do modelo.

As Figuras 61 e 62 mostram os desempenhos da RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53) durante a classificação para as amostras totais e no teste.

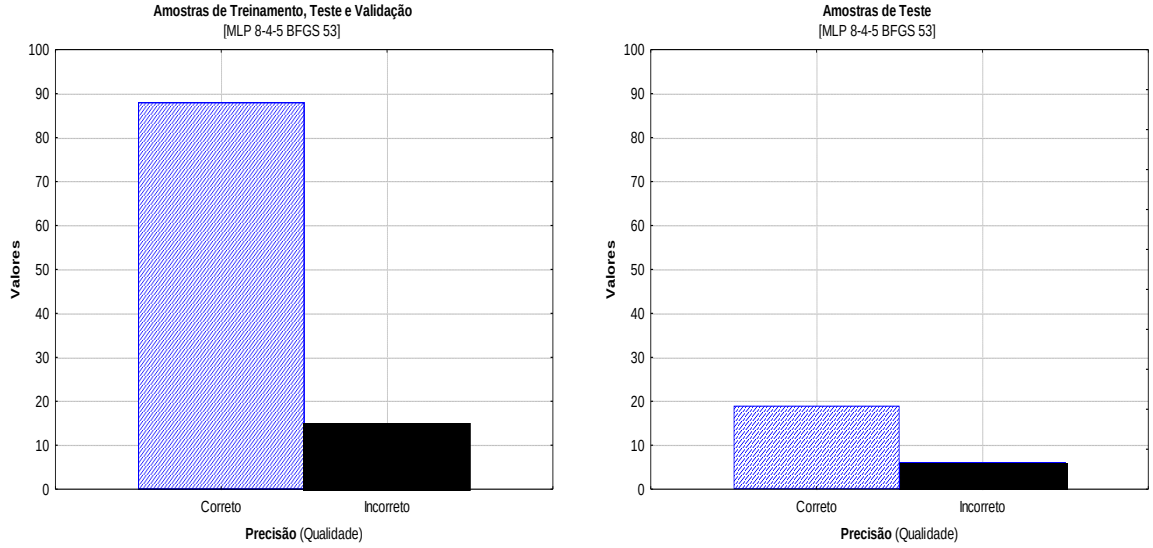
Nas Figuras 61a e 61b mostram-se os valores absolutos da eficiência global e no teste da utilização da RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53) para classificação da qualidade da água, anteriormente observados nas Tabelas 27 e 28. Elas revelam principalmente que a rede foi capaz de aprender e generalizar o conhecimento assimilado para todas as classes mensuradas durante o treinamento, validação e teste.

Figura 61 - Histograma dos valores estimados das amostras nas cinco classes de qualidade de água para (a) os dados gerais e (b) teste aplicado as RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53).



(a) (b)

Figura 62 - Histograma para acerto e erros das conexões de saída (a) globais e (b) teste da RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53).



O modelo baseado na RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53) produziu uma exatidão em valores absolutos na classificação de 86 amostras gerais e de 19 amostras no teste, revelando a sua eficiência e possível utilização desse tipo de ferramenta no auxílio à avaliação da qualidade da água das barragens de Utinga e Bita.

A Tabela 29 resume as medidas dos desempenhos dos melhores valores dos ajustes (aderência) de cada tipo de RNA MLP e RBF com diferentes quantidades de dados e números de neurônios na camada de entrada.

Tabela 29 - Medidas de desempenho das RNAs MLP e RBF testadas para os mananciais de Utinga de Baixo, Tabatinga e Ipojuca.

Modelo	Números de amostras	Números de variáveis de entrada	Números de Neurônios ocultos		Medidas de desempenho	
			MLP	RBF	MLP	RBF
					R^2	R^2
1	223	9	11	14	0,897	0,836
2	61	14	6	8	0,712	0,667
3	163	18	19	19	0,842	0,800
4	103	8	4	11	0,807	0,760

Através dos resultados obtidos, pode-se observar, na Tabela 29, que dentre as redes MLP e RBF, as redes MLP possuem maior R^2, portanto, de uma forma geral, foi a melhor para representar a inferência da qualidade da água nos mananciais que abastecem de água bruta a ETE Suape em Pernambuco. Porém, deve-se ressaltar que o fato da RNA RBF não fornecer melhoria para os dados utilizados no modelo, não implica que no futuro, com um conjunto de dados mais representativo, seu desempenho não possa ser significativo.

Na Tabela 30, foi possível identificar que o número de neurônios na camada de entrada que apresentou o melhor desempenho para a rede MLP foi aquela com 9 neurônios. É importante comentar que os resultados das RNAs MLP em termos de coeficiente de ajuste linear são bem próximos para o número de neurônios na camada de entrada implementado na simulação. Ressaltando mais uma vez que a dificuldade na obtenção dos dados experimentais pode justificar o fato de não ocorrer essa melhoria, levando em consideração que o número de medidas foi bem menor quando comparado ao número de dados apresentados na literatura.

Embora o modelo RNA MLP 8-4-5 não seja tão preciso como o resultado conseguido para MLP 9-11-5, optou-se por ele para modelagem da lógica fuzzy e neurofuzzy por ser a RNA MLP mais simples (menor número de variáveis de entrada e neurônios na camada oculta) e por conter o parâmetro densidade de *Cianobactéria.* Atualmente, diversos pesquisadores vêm enfatizando a necessidade de se incluir a *Cianobactéria* em índice de qualidade da água.

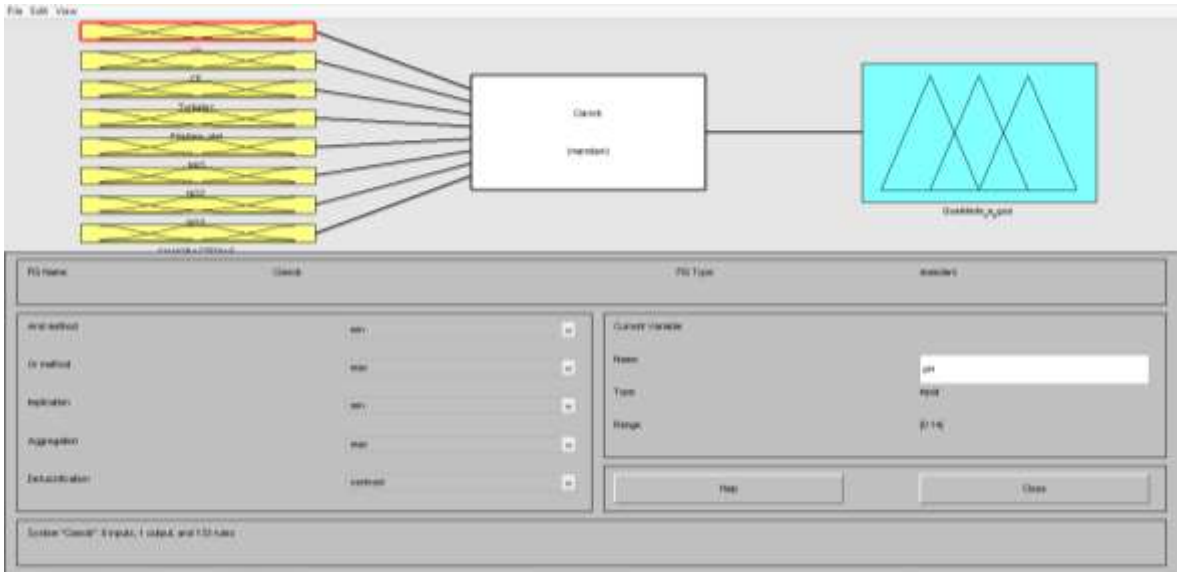
Cabe ressaltar que a avaliação dos resultados induz à constatação de que a qualidade da água dos mananciais da ETE Suape pode ser modelada com boa precisão usando as RNAs.

4.9 ANÁLISE DA QUALIDADE DA ÁGUA EMPREGANDO O SISTEMA DE LÓGICA FUZZY

Para este estudo, foram utilizados como conjunto de entrada do modelo fuzzy, também denominados de antecedentes, oito parâmetros que compõem os relatórios de monitoramento da qualidade da água das barragens da LEAQ/UFPE, CPRH e COMPESA que são: pH, condutividade elétrica (CE), turbidez (Turb), fósforo total (P), nitrogênio amoniacal (NH_3), nitrito (NO_2), nitrato (NO_3) e *Cianobactéria* (Cianob). O conjunto de saída do modelo, denominado de consequente, foi associado ao "Índice de q*ualidade da água"* classificando o sistema em "Ótima", "Boa", "Aceitável", "Ruim" e "Péssima".

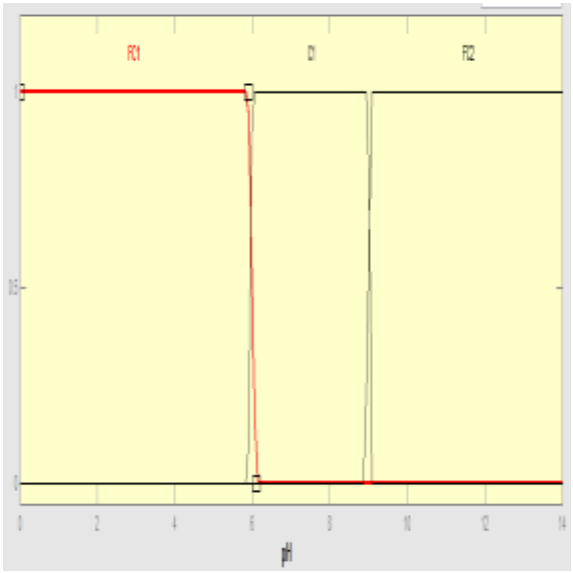
A Figura 63 mostra a representação do sistema *fuzzy tipo Mandani* e conjunto de variáveis de entrada e saída.

Figura 63 - Representação da tela inicial do Matlab, sistema *fuzzy tipo Mandani* e variáveis de entrada e saída

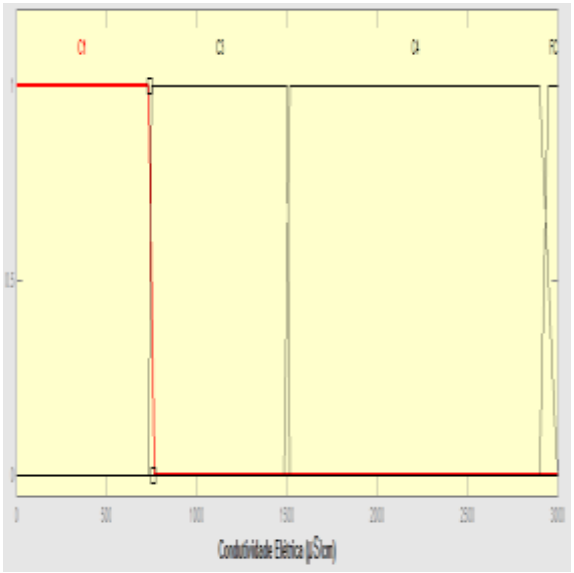


As Figuras 64a à 64i mostram as funções de pertinência trapezoidal do sistema *fuzzy* das oito variáveis de entrada e a variável de saída "Qualidade da Água", todas construídas pelo *software* Matlab 2009a. Vale ressaltar que, para a elaboração dos limites das funções de pertinências das variáveis de entrada, foram utilizados os valores estabelecidos na Resolução CONAMA 357/2005 para águas doces e para a variável de saída foram utilizados os valores do IQA-CPRH.

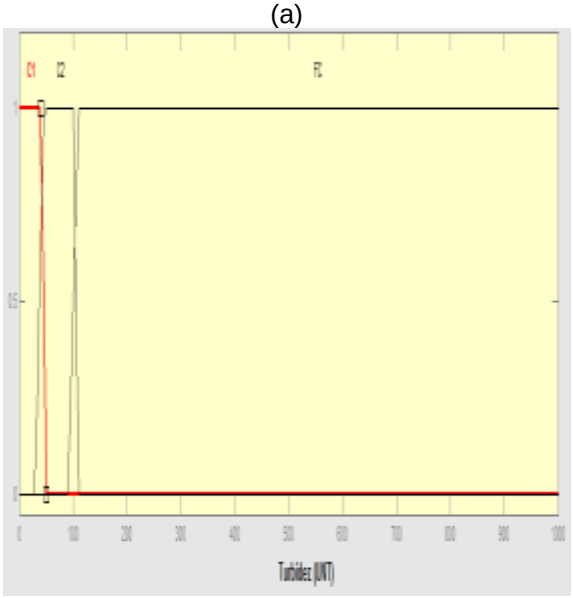
Figura 64 - Funções de pertinência trapezoidais utilizadas no modelo fuzzy de "Qualidade da Água" (Continua).



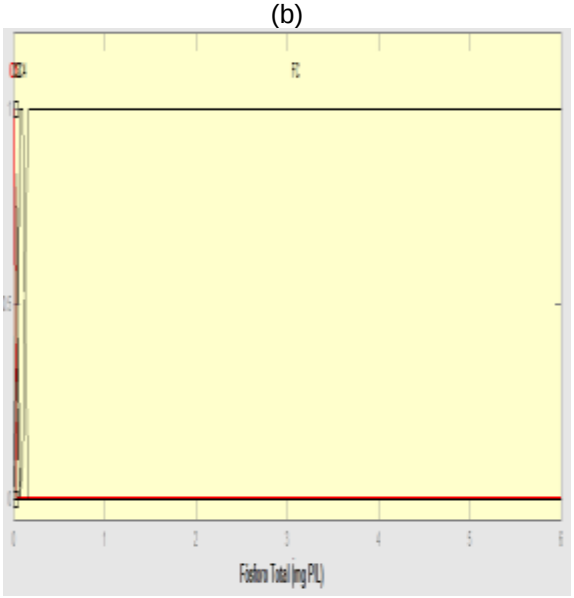
(a)



(b)

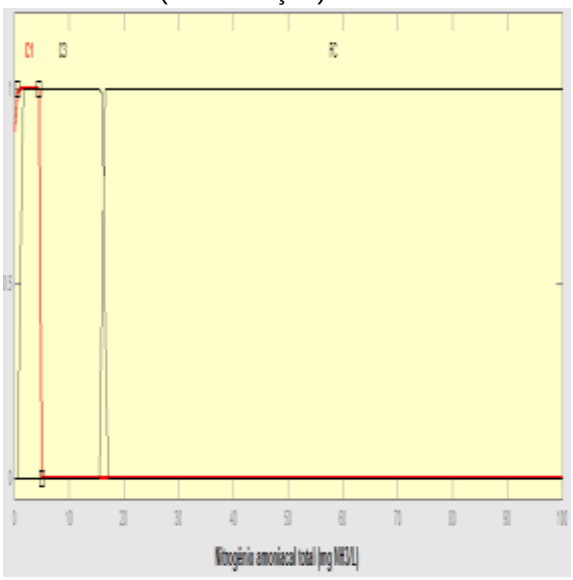


(c)

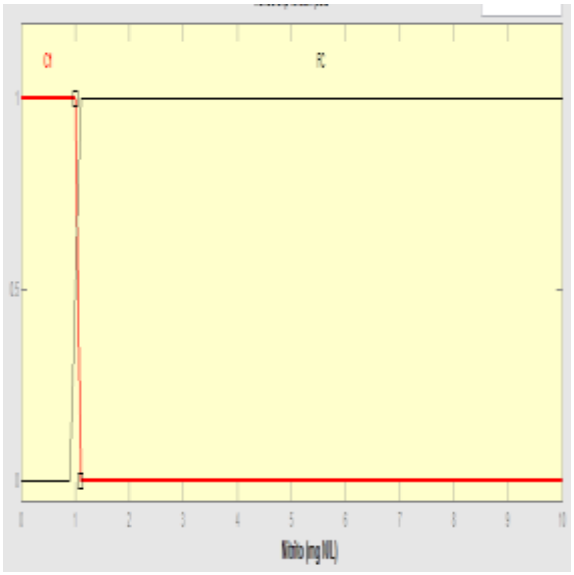


(d)

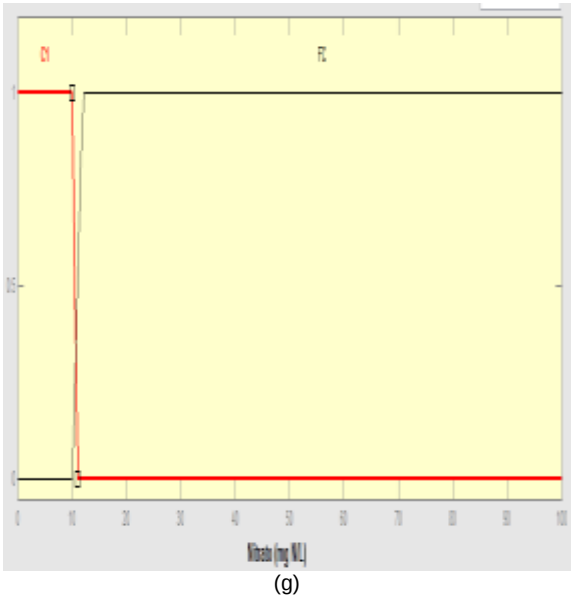
Figura 64 - Funções de pertinência trapezoidais utilizadas no modelo fuzzy de "Qualidade da Água" (Continuação).



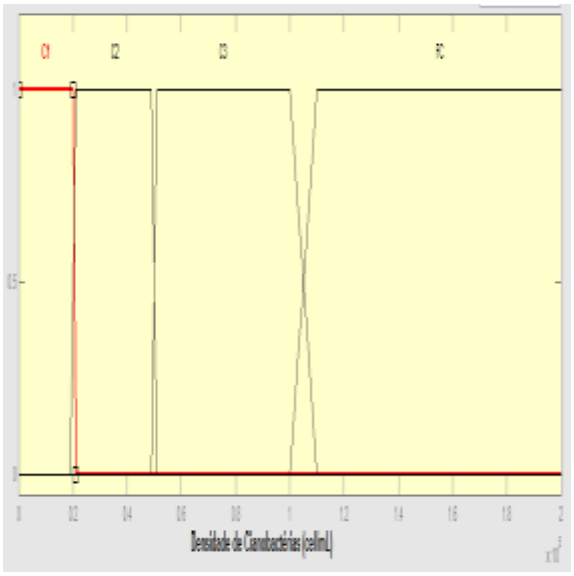
(e)



(f)

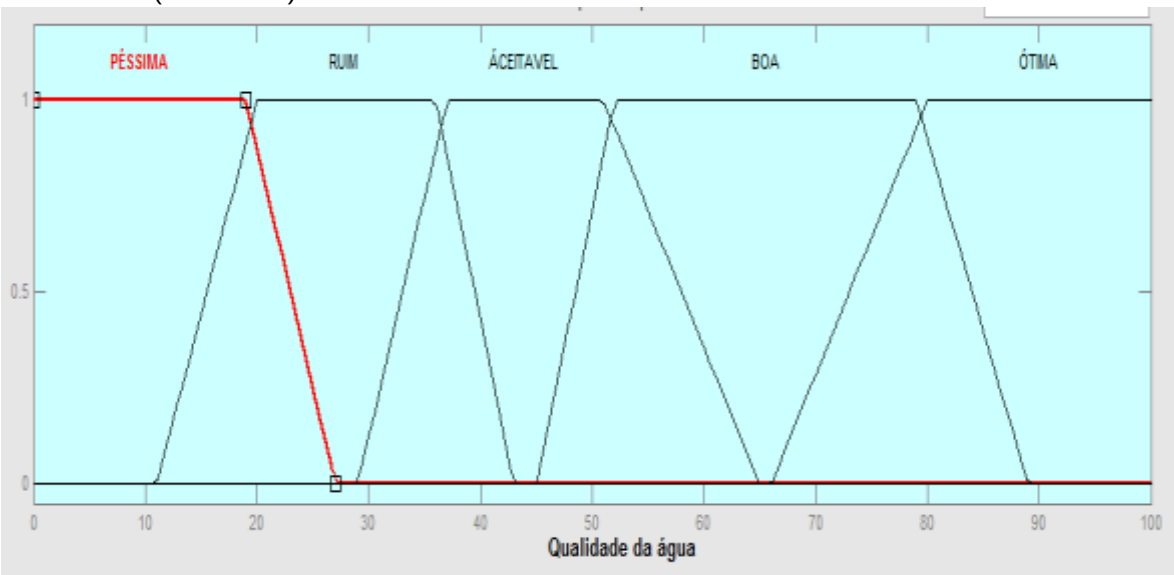


(g)



(h)

Figura 64 - Funções de pertinência trapezoidais utilizadas no modelo fuzzy de "Qualidade da Água" (Conclusão).



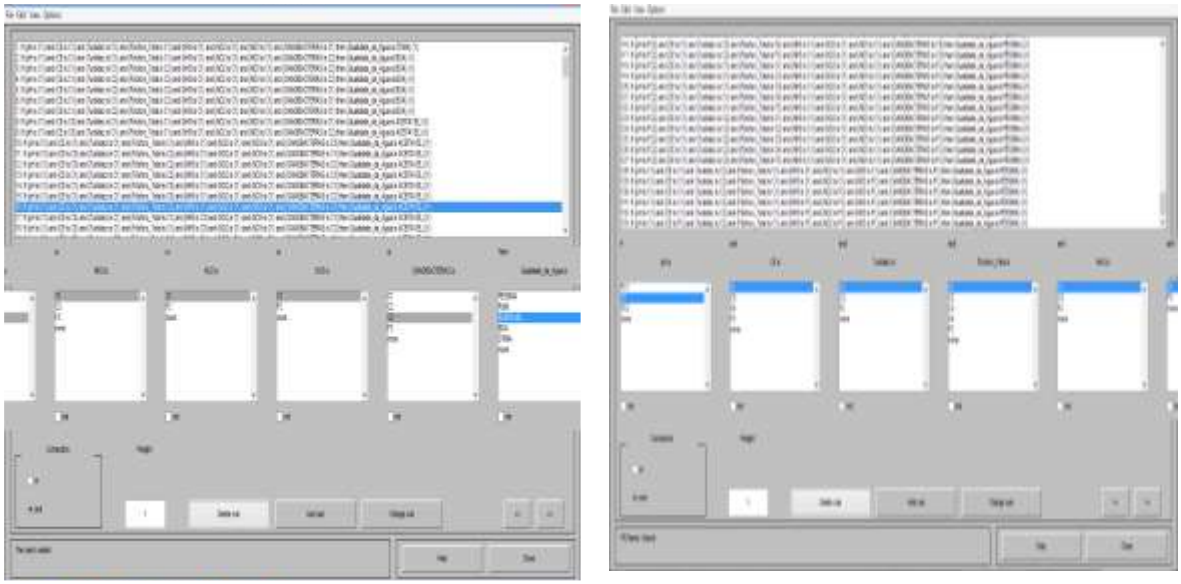
(i)

Para o sistema Fuzzy que tem como saída a qualidade da água de ótima à péssima (100-0) foram criadas 133 regras para normalização e agrupamento que seguiram a lógica, conforme descrita a seguir (Figura 64) e o consequente obedeceu sempre à imposição do operador mínimo.

Gabriel Filho *et al.* (2009) desenvolveram um sistema *fuzzy* para avaliar a qualidade da água de rios no estado de São Paulo, na elaboração consideram como variáveis de entrada dois índices (índice de qualidade de água para proteção da vida aquática - *IQA* e índice de substâncias tóxicas e organolépticas - *ISTO*) e variável de saída (índice da qualidade da água bruta para fins de abastecimento público Índices de abastecimento público – *IAP* ou Índice *Fuzzy* da Qualidade da Água).

A Figura 65 apresenta o conjunto de 133 regras aplicado ao sistema Fuzzy.

Figura 65 - Regras utilizadas no desenvolvimento do classificador de qualidade da água.



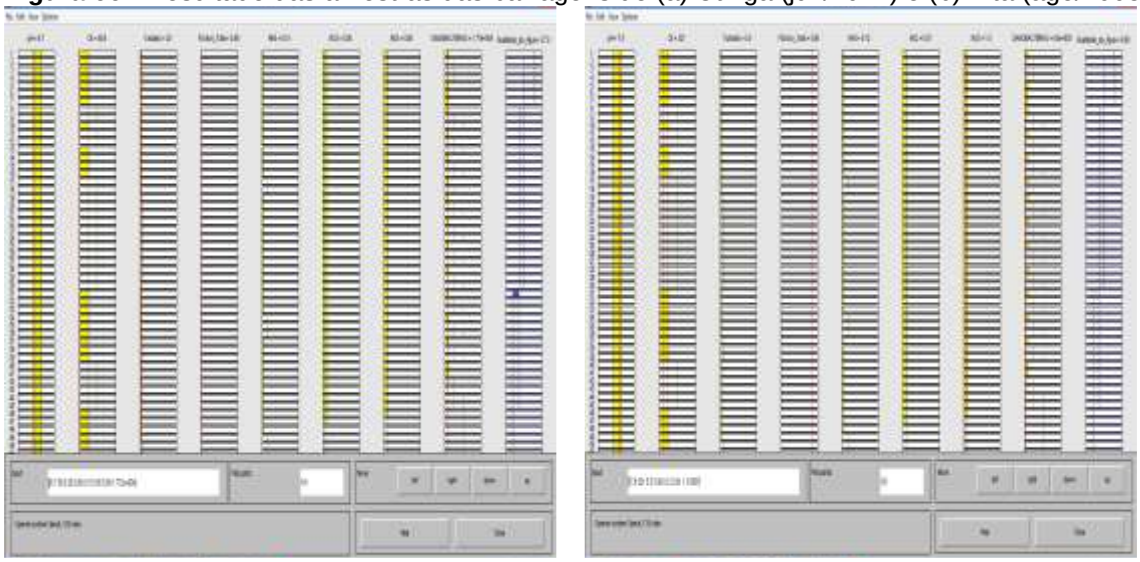
Na Figura 65, podemos observar algumas das 133 regras utilizadas no desenvolvimento do classificador da qualidade da água para as barragens. Conforme Garcia (2012) quanto maior o número de variáveis de entrada maior o número de regras, o que torna o sistema mais dependente do conhecimento dos especialistas na integração entre as regras.

Algumas regras usadas no sistema fuzzy tipo Mamdani para as saídas de qualidade da água:

Regra 01:
Se (pH é Classe 1 - C1) **e** (CE é C1) **e** (Turb é C1) **e** (P é C1) **e** (NH_3 é C1) **e** (NO_2 é C1) **e** (NO_3 é C1) **e** (Cianob é C1) **então** saída da Qualidade da água é ótima (80 a 100).
Regra 07:
Se (pH é C1) **e** (CE é C1) e (Turb é C2) **e** (P é C1) **e** (NH_3 é C1) **e** (NO_2 é C1) **e** (NO_3 é C1) **e** (Cianob é C1) **então** saída da Qualidade da água é Bom (52 a 79).
Regra 15:
Se (pH é C1) **e** (CE é C1) **e** (Turb é C1) **e** (P é C3) **e** (NH_3 é C1) **e** (NO_2 é C1) **e** (NO_3 é C1) **e** (Cianob é C2) **então** saída da Qualidade da água é Aceitável (37 a 51).
Regra 33:
Se (pH é C1) e (CE é C1) **e** (Turb é C1) **e** (P é C4) **e** (NH_3 é C1) **e** (NO_2 é C1) **e** (NO_3 é C1) **e** (Cianob é C3) **então** saída da Qualidade da água é Ruim (20 a 36).
Regra 62:
Se (pH é Fora das Classes - FC1) **e** (CE é C1) **e** (Turb é C1) e (P é FC) **e** (NH_3 é C1) **e** (NO_2 é C1) **e** (NO_3 é C1) **e** (Cianob é C1) **então** saída da Qualidade da água é Péssima (0 a 19).

As Figuras 66a, 66b e da Tabela 30 mostram o resultado dos cálculos da qualidade da água das barragens de Utinga e Bita no ponto de captação de água bruta da COMPESA.

Figura 66 - Resultado das amostras das barragens de (a) Utinga (jul./2012) e (b) Bita (ago/2005).



(a) (b)

As Figuras 66a e 66b apresentam os resultados da utilização do classificador da qualidade da água para amostras das barragens de Utinga (jul./2012) e Bita (ago./2005), respectivamente. Na Figura 66a, observa-se que para cada valor atribuído às variáveis de entrada para amostra de Utinga de julho de 2012, pH (6,7), condutividade elétrica (50,6), turbidez (20 NTU), fósforo total (0,09 $mg.L^{-1}$), nitrogênio amoniacal (0,15 $mg.L^{-1}$), nitrito (0,05 $mg.L^{-1}$), nitrato (0,06 $mg.L^{-1}$), *Cianobactéria* (1770 $cel.mL^{-1}$), o sistema gera, como resposta da qualidade da água, o valor de 27,9 que indica que o sistema pode ser enquadrado no termo linguístico ruim, que representa corpos d'água de qualidade ruim (águas doces de classe 4).

A qualidade da água obtida através da metodologia descrita neste estudo também foi comparada ao IQA utilizado pela CPRH que foi transcrito dos Relatórios de Qualidade das Águas das barragens do Estado de Pernambuco (CPRH, 2005 a 2013) para efeitos de validação da metodologia.

Observa-se, na Tabela 30, uma comparação entre os resultados IQA-CPRH x QA_{Fuzzy} das amostras d'água da barragem de Utinga e Bita utilizadas para abastecimento público no Estado de Pernambuco nos anos de 2005, 2008 e 2012.

Na Tabela 30, percebe-se através de uma análise visual que os resultados dos cálculos IQA-CPRH destoam significativamente em relação à avaliação da qualidade da água estabelecido a partir dos valores da resolução CONAMA 357/05 para os mananciais de Utinga e Bita no ponto de captação de água bruta da COMPESA. O IQA-CPRH tende a relatar uma condição mais otimista da condição real da água dos mananciais monitorados.

Tabela 30 - Comparação entre os resultados IQA-CPRH x QA_{Fuzzy} das amostras de água da barragem de Utinga e Bita dos anos de 2005, 2008 e 2012.

Estação de Amostragem	IQA-CPRH	AQA-CPRH	QA_{Fuzzy} Valores Preditos
Utinga ago./2008	OT(80)	MC	AC (44,5)
Utinga jul./2012	OT(80)	P	RU (27,9)
Bita ago./2005	OT(85)	MP	PE (9,69)
Bita fev./2008	OT(85)	MC	AC (37,9)

Fonte: Autor

Abreviaturas: Avaliação de qualidade da água (AQA): NC= não comprometida, PC= pouco comprometida, MC= moderadamente comprometida, P= poluída e MP= muito poluída. Índice de qualidade da água (IQA): OT= ótima (100 a 80), BO= boa (79 a 52), AC= aceitável (51 a 37), RU= ruim (36 a 20) e PE= péssima (19 a 0).

O QA_{Fuzzy} aplicado se mostra mais adequado quando comparado à avaliação da qualidade da água segundo os valores da resolução. Dentre as vantagens da aplicação da lógica *fuzzy*, é possível destacar sua simplicidade e seu baixo custo computacional, além da redução de perdas de informações por sua capacidade de obtenção de graus de pertinência para cada classe de qualidade da água. Mostraram-se adequadas em relação aos dados observados para qualquer possível futura avaliação das situações de monitoramento da qualidade de água de barragens.

Lermontov et al. (2009) propuseram a criação de um novo índice de qualidade das águas, o Índice Nebuloso de Qualidade das Águas (INQA), através de uma interface facilitadora, o sistema de inferência nebulosa. Compararam então este novo índice aos já calculados pelas diversas metodologias existentes. Esta nova metodologia foi validada utilizando-se as análises do monitoramento do rio Pardo, da região de Ribeirão Preto – SP, realizadas pela Companhia de Tecnologia de Saneamento Ambiental de São Paulo (CETESB) durante os anos de 2004 a 2006.

4.10 ANÁLISE DA QUALIDADE DA ÁGUA DAS BARRAGENS DE UTINGA E BITA USANDO O SISTEMA NEUROFUZZY

Para este estudo, o sistema adaptativo de inferência neurofuzzy ANFIS foi utilizado na classificação da qualidade da água das barragens. As variáveis escolhidas para os neurônios de entrada foram: pH, condutividade elétrica (CE), turbidez (Turb), fósforo total (P), nitrogênio amoniacal (NH_3), nitrito (NO_2), nitrato (NO_3), Cianobactéria (Cianob) e pluviometria mensal (pluv). Os dados do índice de q*ualidade da água* (ótima, boa, aceitável, ruim e péssima), foram definidos como parâmetro de saída do modelo da rede do sistema neurofuzzy.

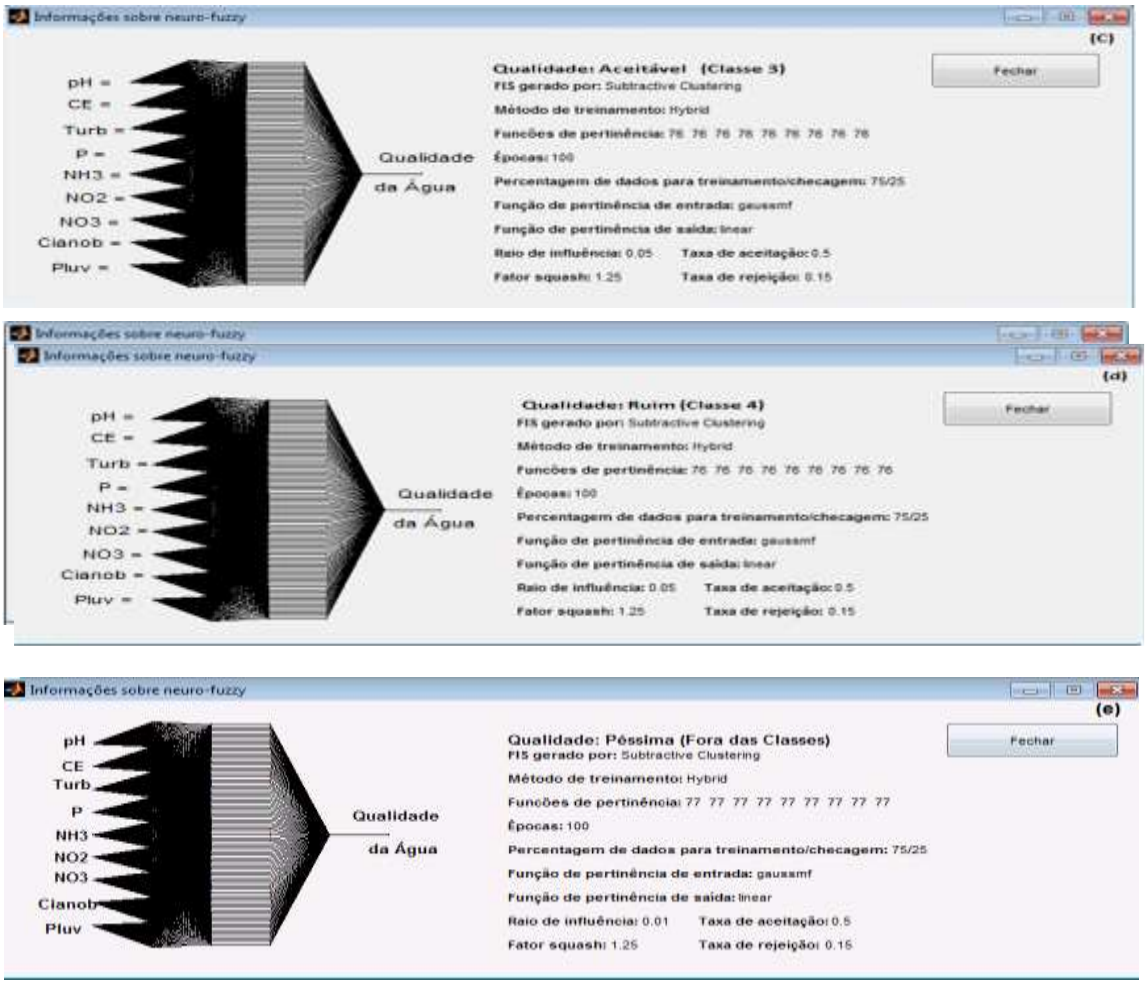
No treinamento da rede do sistema neurofuzzy, foram utilizados 103 dados experimentais que foram divididos em dois grupos: “77” para treinamento e “26” para validação. É importante ressaltar que, conforme recomendado na literatura da área para pouquíssimas amostras, o particionamento do conjunto de dados seria 75% dos dados para treinamento e 25% para validação.

Logo, foi formado um sistema neurofuzzy com 9 entradas e uma saída, formando um conjunto de 72 a 77 regras fuzzy.

As Figuras 67a a 67e mostram as arquiteturas das redes dos sistemas neurofuzzy e os parâmetros utilizados para os cinco tipos de saída.

Figura 67 - Arquiteturas das redes dos sistemas neurofuzzy tipo Sugeno com nove variáveis de entrada, uma saída e as especificações utilizadas para construção dos cinco modelos de classificações para qualidade da água, (a) para resposta ótima, (b) boa, (c) aceitável, (d) ruim e (e) péssima (Continua).

Figura 67 - Arquiteturas das redes dos sistemas neurofuzzy tipo Sugeno com nove variáveis de entrada, uma saída e as especificações utilizadas para construção dos cinco modelos de classificações para qualidade da água, (a) para resposta ótima, (b) boa, (c) aceitável, (d) ruim e (e) péssima (Conclusão).



As Figuras 68 a 72 permitem visualizar os resultados do treinamento e checagem dos cinco modelos de classificação da qualidade da água das barragens de Utinga e Bita.

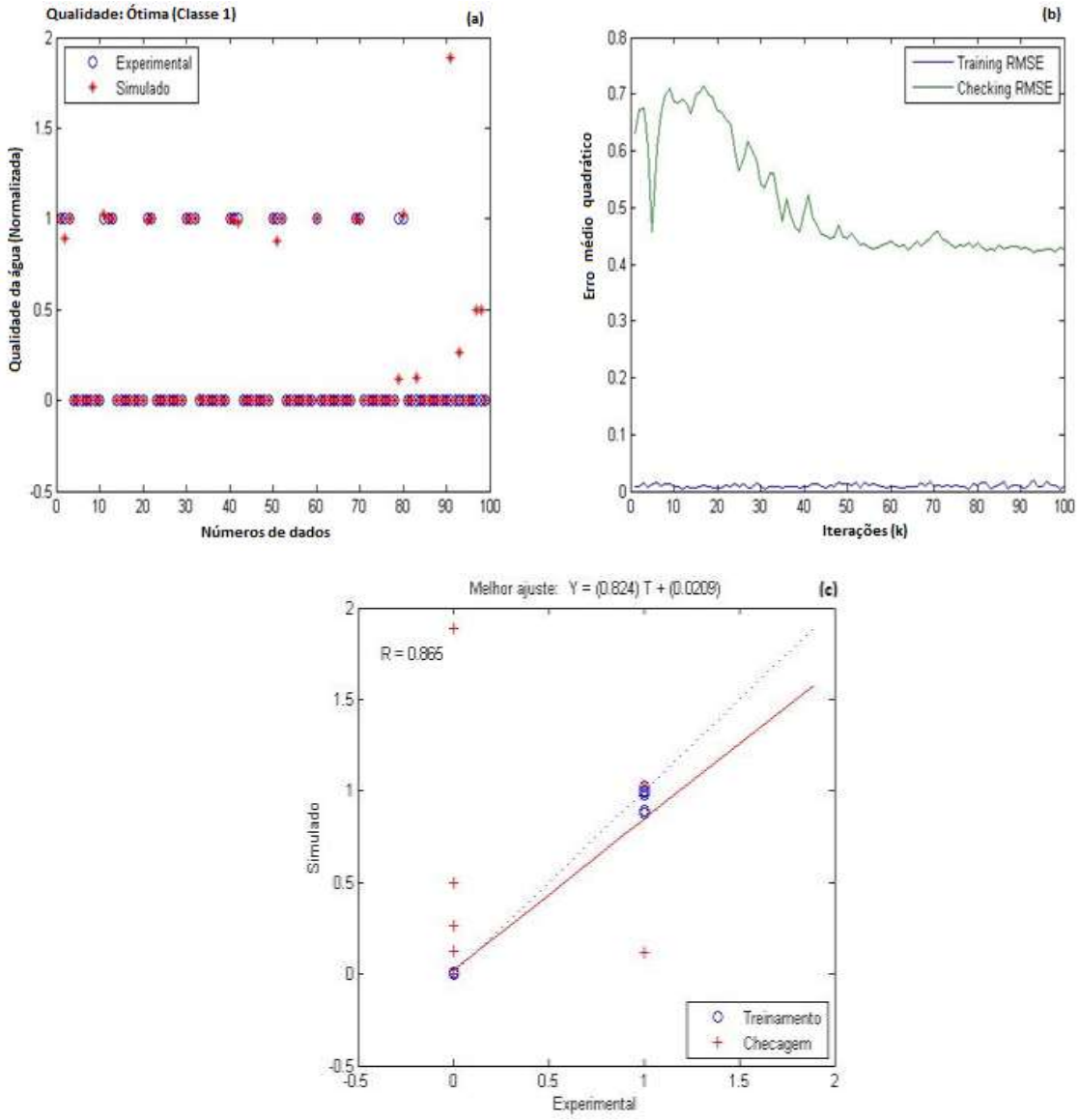
A Figura 68(a) mostra uma comparação dos resultados experimentais e simulados, para os quais é possível verificar que a rede do sistema neurofuzzy conseguiu simular com boa precisão os valores da água de qualidade ótima (classe 1).

O gráfico da Figura 68(b) apresenta o erro médio quadrático < 0,5 para todo o conjunto de dados.

A Figura 68(c) ilustra a aderência do sistema neurofuzzy e mostra uma comparação entre os dados experimentais e os simulados com o objetivo de ajustá-los para estimativa da qualidade da água ótima. O sistema neurofuzzy foi treinado

com 72 funções de pertinências e o melhor ajuste entre os dados foi a equação y = 0,824T + 0,0209, na qual y representa a qualidade da água ótima simulada e T a qualidade da água ótima experimental. O coeficiente de correlação (R) da reta ajustada entre os dados experimentais e os simulados foi de 0,865, mostrando um bom ajuste do modelo.

Figura 68 - Resultado do treinamento do sistema neurofuzzy com os dados de água doce de qualidade ótima (classe 1), (a) gráfico dos dados simulados e experimentais, (b) gráfico de erro médio quadrático e (c) gráfico de regressão dos dados de treinamento e de checagem.

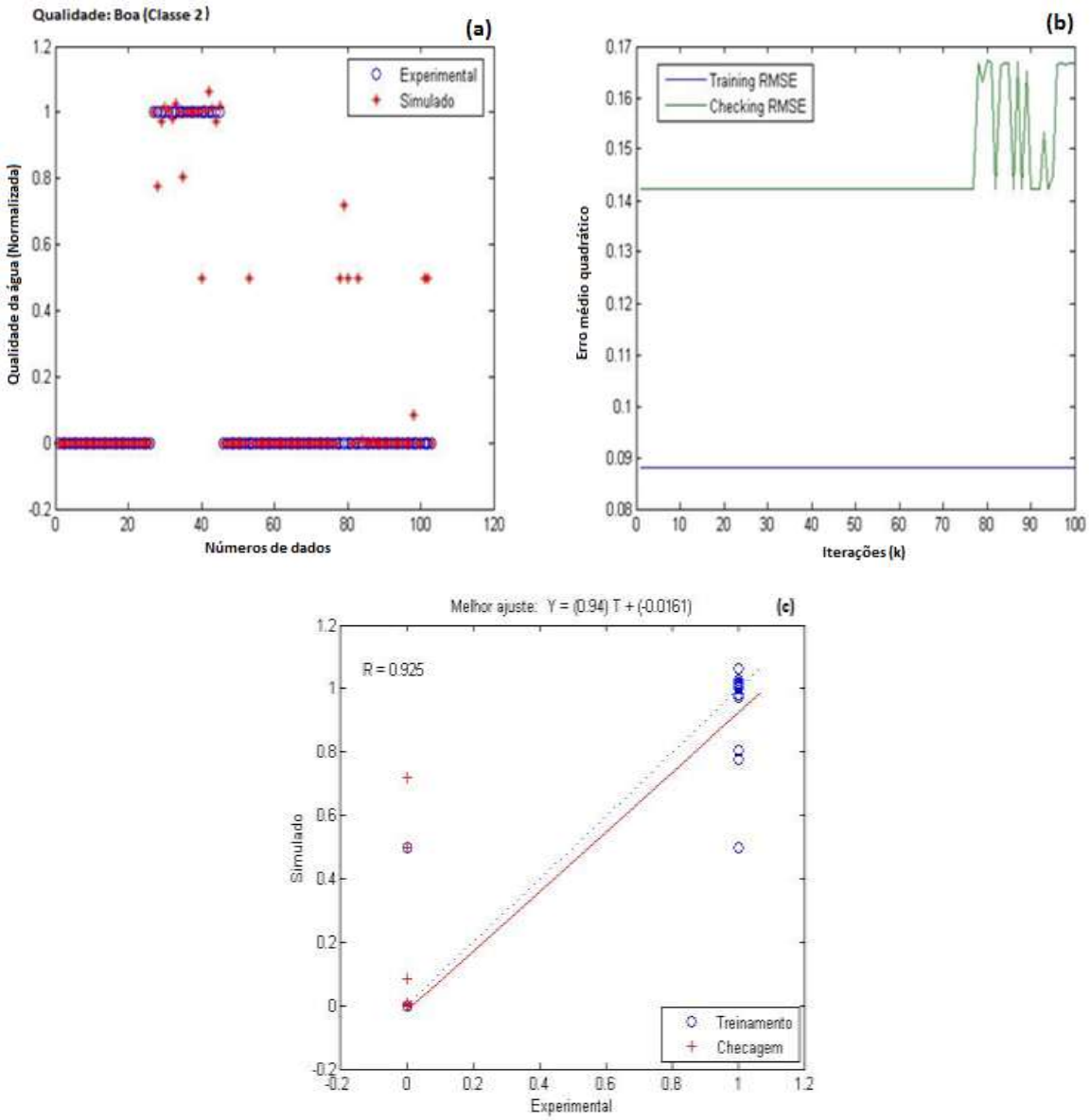


A Figura 69(a) demonstra a comparação entre o resultado obtido com a simulação e os dados experimentais, observando que os valores ficaram muito próximos e que a rede do sistema neurofuzzy utilizada foi capaz de inferenciar

satisfatoriamente a tendência dos dados classificando as águas doces de qualidade boa (classe 2).

A Figura 69(b) apresenta o erro médio quadrático e mostra como a simulação do modelo se mostrou próxima do real, gerando um erro < 0,17 para todo o conjunto de dados.

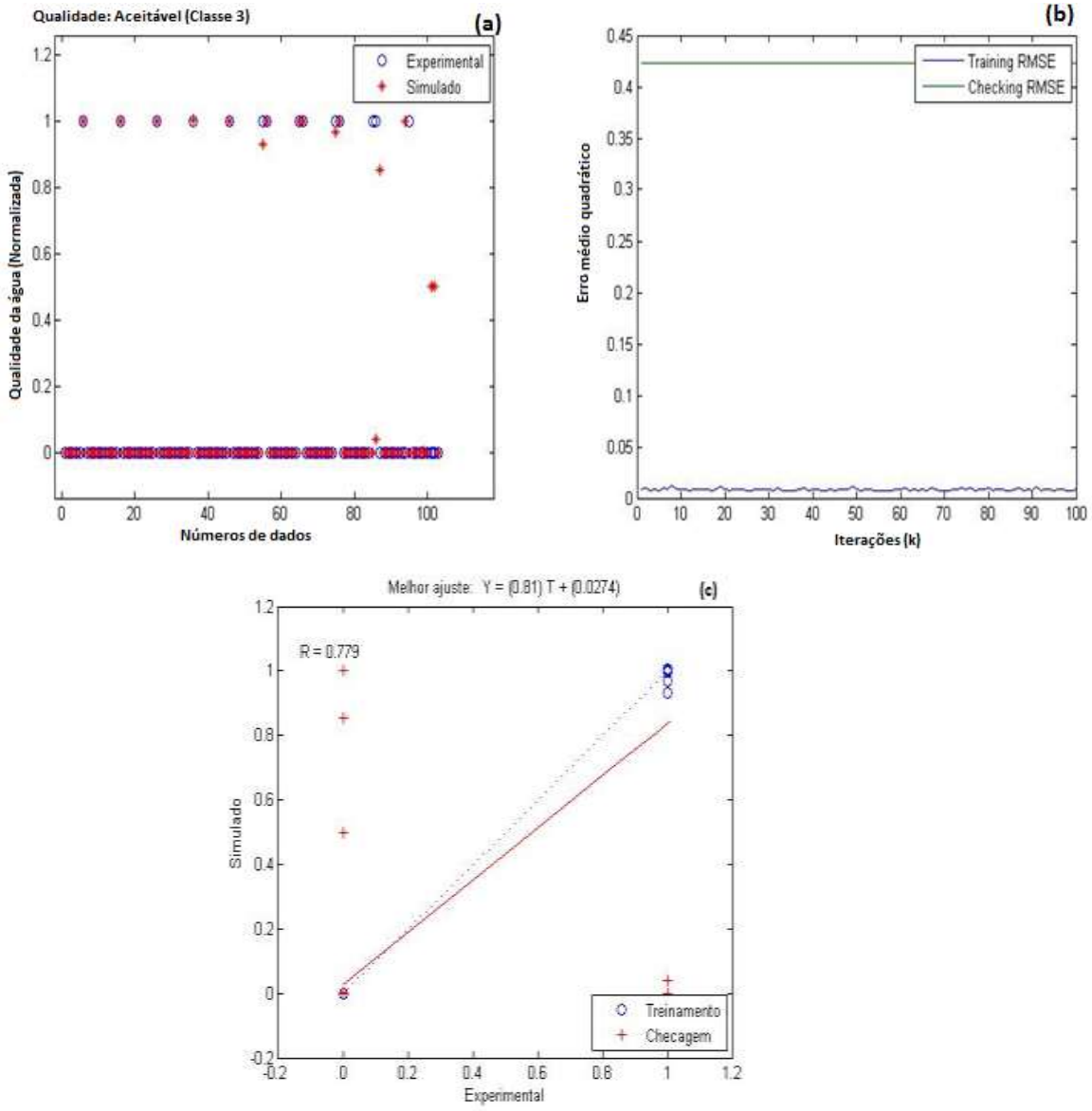
Figura 69 - Resultado do treinamento do sistema neurofuzzy com os dados de água doce de qualidade boa (classe 2), (a) gráfico dos dados simulados e experimentais, (b) gráfico de erro médio quadrático e (c) gráfico de regressão dos dados de treinamento e de checagem.



A Figura 69(c) ilustra o resultado da simulação com os dados experimentais, observando a aderência do modelo da rede do sistema neurofuzzy. O coeficiente de regressão da reta ajustada entre os dados experimentais e os simulados foi de

0,925. Com esse ajuste, foi possível admitir que a rede simulou com boa precisão a qualidade água de classe 2.

Figura 70 - Resultado do treinamento do sistema neurofuzzy com os dados de água doce de qualidade aceitável (classe 3), (a) gráfico dos dados simulados e experimentais, (b) gráfico de erro médio quadrático e (c) gráfico de regressão dos dados de treinamento e de checagem.

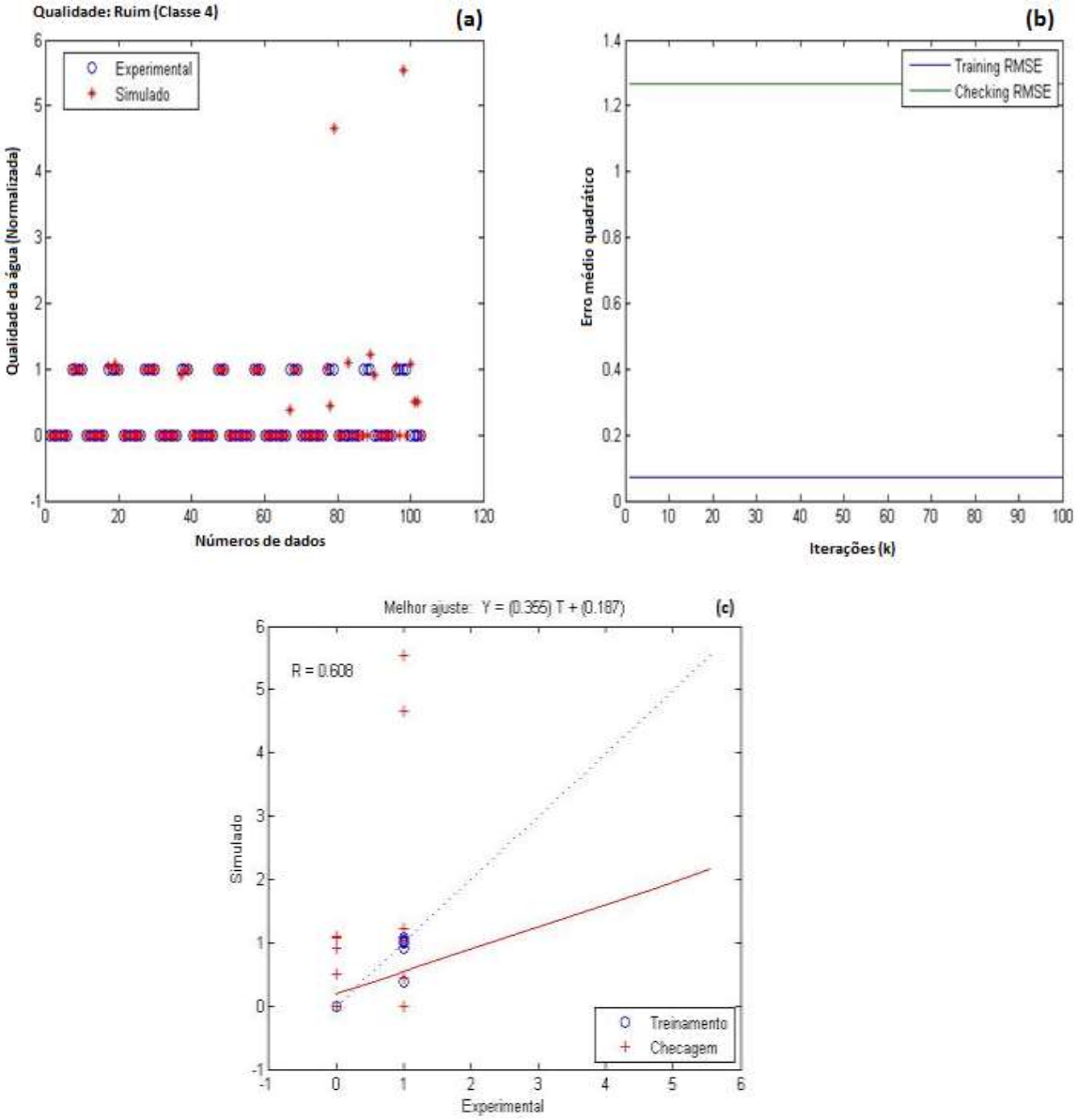


A Figura 70(a) ilustra uma comparação entre o resultado obtido com a simulação e os dados experimentais, observando que os valores ficaram muito próximos e que a rede sistema neurofuzzy utilizada foi capaz de acompanhar com razoável precisão a tendência dos dados.

Na Figura 70(b), apresenta-se o erro médio quadrático < 0,45 para todo o conjunto de dados.

A Figura 70(c) ilustra o resultado do coeficiente de correlação obtido com a rede do sistema neurofuzzy cujo melhor ajuste do modelo foi 0,779, sendo considerado satisfatório para classificação da água doce de qualidade aceitável (classe 3).

Figura 71 - Resultado do treinamento do sistema neurofuzzy com os dados de água doce de qualidade ruim (classe 4), (a) gráfico dos dados simulados e experimentais, (b) gráfico de erro médio quadrático e (c) gráfico de regressão dos dados de treinamento e de checagem.

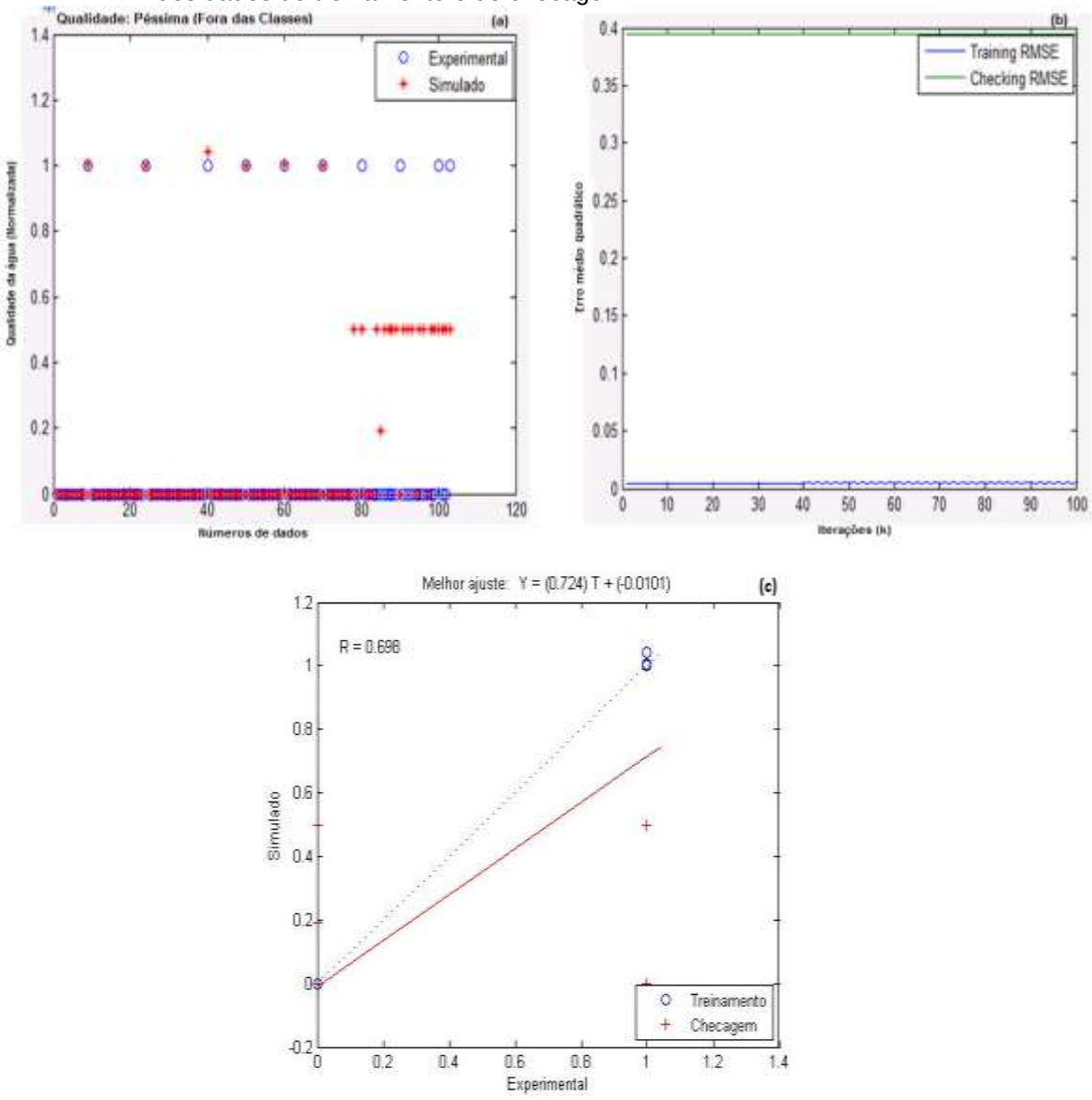


A Figura 71(a) mostra que os dados simulados se ajustaram aos dados experimentais.

A Figura 71(b) ilustra o erro médio quadrático < 1,4 para todo o conjunto de dados.

A Figura 71(c) apresenta o resultado da capacidade de generalização da rede do sistema neurofuzzy que foi comprometida para classificação da água doce de qualidade ruim (classe 4), conforme é possível observar através dos coeficientes de regressão de 0,608.

Figura 72 - Resultado do treinamento do sistema neurofuzzy com os dados de água doce de qualidade péssima (fora das classes), (a) gráfico dos dados simulados e experimentais, (b) gráfico de erro médio quadrático e (c) gráfico de regressão dos dados de treinamento e de checagem.



A Figura 72(a) mostra uma comparação entre o resultado obtido da simulação e os dados experimentais, onde é possível verificar que a rede conseguiu simular com razoável precisão.

A Figura 72(b) ilustra o erro médio quadrático < 0,4 para todo o conjunto de dados.

A Figura 72(c) apresenta o resultado do coeficiente de correlação obtido do modelo com a rede do sistema neurofuzzy foi 0,698, conforme é possível observar os dados simulados se ajustaram aos dados experimentais.

As medidas dos desempenhos para cada rede do sistema neurofuzzy estão especificadas na Tabela 31.

Tabela 31 - Comparação das medidas dos desempenhos das redes dos sistemas neurofuzzy para classificação da qualidade da água barragens de Utinga e Bita.

Amostras	Qualidade da água	Medidas de Desempenho	
		R^2	RMSE
33	Ótima (Classe 1)	0,865	> 0,5
21	Boa (Classe 2)	0,925	> 0,17
17	Aceitável (Classe 3)	0,779	> 0,45
20	Ruim (Classe 4)	0,608	> 1,4
12	Péssimo (Fora das Classes)	0,698	> 0,4

Através dos resultados obtidos, na Tabela 31, pode-se observar que dentre os cinco sistemas neurofuzzy modelados, o sistema neurofuzzy para classificação de água de qualidade boa (classe 2) possui maior R^2 (0,925) e menor RMSE (> 0,17). Portanto, de uma forma geral, foi o melhor para representar a qualidade da água doce das barragens de Utinga e Bita.

Não houve uma grande variação global da RNA MLP 8-4-5 (R= 0,807) e sistema neurofuzzy (R= 0,775), o que pode ser justificado pela quantidade e qualidade dos conjuntos de dados das barragens de Utinga e Bita, desbalanceamento das classes, pela divisão diferente do conjunto de dados nos modelos ou ainda pela inclusão da variável precipitação mensal, diminuiu a capacidade de generalização do sistema neurofuzzy uma vez que se esperava que o resultado do sistema fosse melhor.

Por fim, recomenda-se a implementação e aplicação do sistema neurofuzzy híbrido visando utilizar os benefícios dos métodos da rede neural artificial e lógica fuzzy, poupar esforço computacional e refinar a qualidade da água dos mananciais de Utinga, Bita e Ipojuca que abastecem de água bruta a ETA Suape.

4.11. LIMITAÇÕES

Neste trabalho, podemos apontar que as limitações na avaliação da qualidade da água das barragens de Utinga e Bita estão relacionadas à obtenção dos dados experimentais que foram utilizados nas modelagens. O elevado custo do monitoramento (coleta e análises dos parâmetros) nas duas barragens, e laboratórios especializados para realização de análises de C*lorofila a* e C*ianobactérias* que dificultaram a quantidade e qualidade dos dados experimentais, constituindo os principais pontos fracos no desenvolvimento da presente tese.

Como consequência dessas limitações, o número de dados experimentais desta tese foi considerado pequeno quando comparado com alguns trabalhos apresentados na literatura que utilizam sistema de coletas de dados on-line ou por imagem de satélite.

5. CONCLUSÕES

Com relação às características físico-químicas e microbiológicas dos mananciais de Utinga e Bita monitorados no período de estudo (2005 a 2013), apresentavam-se bastante impactados e necessitam de prioridade para as ações de controle e fiscalização das fontes poluidoras responsáveis pelos baixos valores de pH e oxigênio dissolvido, e pelos altos valores dos Coliformes termotolerantes e fósforo total do limite dos padrões permitidos pelo CONAMA 357/2005 para águas doces de classe 2.

Um resultado relevante desta pesquisa foi quanto às análises físico-químicas e microbiológicas, pois se pode concluir que as principais atividades poluidoras nas bacias do rio Utinga de Baixo e Tabatinga foram os efluentes da agroindústria canavieira, industrial e doméstico.

Apoiado nos resultados das análises físico-química e microbiológica constatou-se que as águas captadas nas referidas barragens, e no rio Ipojuca, pela ETA Suape não apresentavam qualidade compatível e inviabilizava o tratamento convencional da água bruta.

A avaliação da qualidade da água dos mananciais de Utinga de Baixo, Bita e Ipojuca em Pernambuco, executados utilizando o IQA-CPRH, comprovou que este não consegue apresentar o estado atual de degradação destes mananciais que podem ser verificados pelos valores limites da resolução CONAMA 357/05.

Mais especificamente, pode-se afirmar que a ferramenta de Análises de Componentes Principais (ACP) proporcionou uma visualização da tendência dos resultados de qualidade de água das amostras das barragens de Utinga e do Bita que estavam fortemente influenciadas pelo período sazonal (estiagem e chuvoso), existência de pequena diferença no perfil da coluna d´água (superfície e profundidade) e na distribuição espacial das estações de coleta durante o período de estudo.

A qualidade da água das barragens pode ser modelada com precisão com redes neurais. Quanto à rede neural artificial perceptron multicamada (RNA MLP) com a variável densidade de *Cianobactéria*, foi a melhor para representar as recomendações e preocupações dos especialistas na área de recursos hídricos que enfatizam a necessidade da inclusão desse parâmetro na avaliação e construção de índice de qualidade da água.

O modelo fuzzy apresentou uma combinação satisfatória entre os indicadores ambientais e a qualidade da água doce da resolução CONAMA dos mananciais de Utinga, Tabatinga e Ipojuca.

Em relação ao sistema neurofuzzy, mesmo não tendo a melhora esperada em relação as redes neurais, fica ainda evidente a eficiência do sistema em modelar a qualidade da água das barragens de Utinga e Bita que abastecem de água bruta a ETA Suape.

Das avaliações realizadas nas barragens de Utinga e Bita, podemos concluir que a classificação da qualidade da água tem sido divergente e que a aplicação das técnicas estatística e de sistemas inteligentes para classificação da água são promissoras e viáveis.

6. SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

Os seguintes trabalhos são sugeridos com base nos resultados da tese:

- Usar dados experimentais de outras barragens da zona da mata que apresentem características semelhantes às barragens estudadas para construção de um Sistema Neurofuzzy.
- Empregar a técnica de Análise de Componente Principal para reduzir o conjunto de variáveis de entrada no modelo de Sistema Neurofuzzy, para permitir a minimização do erro de treinamento e validação.
- Utilizar a análise de sensibilidade a fim de selecionar os parâmetros de entrada mais significativos para o modelo do Sistema Neurofuzzy e dimensionalizar o conjunto de variáveis de entrada, permitindo minimizar o erro de treinamento e validação.

REFERÊNCIAS

ABF ENGENHARIA, SERVIÇOS E COMÉRCIO LTDA. **Relatório de Impacto Ambiental (Rima) da Barragem do rio Ipojuca: Engenho Maranhão.** (2010). Disponível em: <www.cprh.pe.gov.br/.../Rima_das_barragens_do_rio_Ipojuca_Tudo. pdf>. Acesso em: 2 fev. 2013.

AKKOYUNLU, A.; AKINER, M.E. Pollution evaluation in streams using water quality indices: A case study from Turkey's Sapanca Lake Basin. **Ecological Indicators,** v. 18, p. 501–511, 2012.

APHA - American Public Health Association; AWWA – American Water Works Association & WPCF - Water Environment Federation (2005). **Standard Methods for the Examination of Water and Wastewater.** 21th edition, Washington, DC,. Part 1000 – 4000, p. 4-138, 2005.

ARAÚJO, J.A.F.; SALES, R.J.M.; SOUZA, R.O.(2013). Risco de eutrofização em reservatórios de regiões semiáridas com uso da teoria dos conjuntos difusos. **REGA,** v. 10, n. 1, p. 29-39, jan./jun. 2013.

ARAÚJO, M.A. **Impactos Sociais do Porto de Suape:** O Caso da Exploração Sexual na Praia de Gaibu-PE. Universidade Federal da Paraíba, Centro de Ciências Sociais Aplicadas, Departamento de Economia, Curso de Especialização em Gestão Pública Municipal Modalidade a Distância**,** 2013. 26p.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 14724**: informação e documentação - trabalhos acadêmicos - apresentação. Rio de Janeiro, 2011.

BAIRD, C. **Química Ambiental.** trad. Maria Angeles Lobo Recio e Luiz Carlos Marques Carrera. 2ª. Ed. – Porto Alegre: Bookman, 2002. 622p.

BANCO DO NORDESTE. **Manual de impactos ambientais: orientações básicas sobre aspectos ambientais de atividades produtivas**/ Banco do Nordeste; equipe de elaboração Marilza do Carmo Oliveira Dias (coordenadora), Mauri César Barbosa Pereira, Pedro Luiz Fuentes Dias, Jair Fernandes Virgílio. Fortaleza: Banco do Nordeste, 1999. 297p.

BOLLMANN, H.; MARQUES, D. **Bases de estruturação de indicadores de qualidade das águas.** Avaliação e Controle da Drenagem Urbana, 1. ed. Porto Alegre, UFRGS/ Editora da Universidade, v.1, p. 301-350, 2000.

BRAGA JR, B. P. F.; BARBOSA, P. S. F.; NAKAYAMA, P. “Sistemas de suporte a decisão em Recursos Hídricos”. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos,** v.3, n. 3, p. 73-95, 1998.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. **Resolução nº 357, de 17 de março de 2005.** Dispõe sobre a classificação dos corpos de água e diretrizes ambientais para o seu enquadramento, bem como estabelece as condições e padrões de lançamento de efluentes, e dá outras providências. Conselho Nacional do Meio Ambiente (CONAMA). Brasília– DF, 2005. Disponível em: <http://www.mma.gov.br/port/conama/res/res85/res0485.html> Acesso em: 3 out. 2009.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. **RESOLUÇÃO N° 430, DE 13 DE MAIO DE 2011.** Dispõe sobre as condições e padrões de lançamento de efluentes, complementa e altera a Resolução no 357, de 17 de março de 2005, do Conselho Nacional do Meio Ambiente (CONAMA). Brasília– DF, 2011. Disponível em: <http://www.mma.gov.br/port/conama/res/res11/propresol_lanceflue_30e31mar11.pdf> Acesso em: 3 out. 2012.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. Agência Nacional de Águas (ANA). Portal da Qualidade das Águas. **Avaliação das Qualidades – Águas Superficiais** - Avaliação das Qualidades das Águas - Panorama da Qualidade das Águas Superficiais no Brasil. Brasília: ANA; Superintendência de Planejamento de Recursos Hídricos, 2005. Disponível em:<http://pnqa. ana.gov.br/rede/rede_panoramasuperficial.aspx> Acesso em: 3 fev. 2013.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. Agência Nacional de Águas (ANA). Portal da Qualidade das Águas. Indicadores de Qualidade - **Índice de Qualidade das Águas (IQA).** Brasília: ANA; Superintendência de Planejamento de Recursos Hídricos. Disponível em:< http://portalpnqa.ana.gov.br/indicadores-índice-águas.aspx> Acesso em: 3 fev. 2013.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. Agência Nacional de Águas (ANA). Portal da Qualidade das Águas. **Conjuntura dos recursos hídricos no Brasil.** Brasília: ANA; Superintendência de Planejamento de Recursos Hídricos (SPR), 2009. 204 p. Disponível em: <http://arquivos.ana.gov.br/institucional/sge/CEDOC/Catalogo/2009/ConjunturaDosRecursosHidricosNoBrasil.pdf> Acesso em: 8 ago. 2012.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. Agência Nacional de Águas (ANA). **Aplicação dos Recursos - 2006/2007**. Disponível em: <http://www.ana.gov.br/GestaoRecHidricos/Bacia.asp>. Acesso em: 20 fev. 2009.

BRION, G.M.; NEELAKANTAN, T.R.; LINGIREDDY, S. Using Neural Networks to Predict Peak Cryptosporidium Concentrations. **Journal - American Water Works Association,** v. 93, n. 1, p. 99-105, 2001

BRION, G.M.; NEELAKANTAN, T.R.; LINGIREDDY, S. A neural-network-based classification scheme for sorting sources and ages of fecal contamination in water. **Water Research**, v. 36, p. 3765–3774, 2002.

CALDEIRA, A. M.; MACHADO, M. A.; SOUZA, R. C ; TANSCHEIT, R. **Inteligência Computacional aplicada à Administração, Economia e Engenharia em Matlab®**. (Coordenadores) Hine Aguiar e Oliveira Junior. São Paulo: Thomson Learning, 2007.

CALIJURI, M.C.; OLIVEIRA, H.T. **Manejo da qualidade da água: uma abordagem metodológica.** In: Desenvolvimento sustentado: problemas e estratégias. Castellano EG, Chaudhry FH. São Carlos: SP: Publicação EESC-USP: 2000. p. 39-58.

CALMANO, W.; HONG, J.; FOSTNER, U. “Binding and mobilization of heavy metals in contaminated sediments affect by pH and redox potential”. **Water Science** and **Technology Water Sci. Tecnol .** v. 28, n. 8-9, p. 223–235, 1994.

CARVALHO, A.R.; SCHLITTLER, F.H.M.; TORNISIELO, V.L. Relações da Atividade Agropecuária com Parâmetros Físicos Químicos da Água. **Química Nova,** v. 23, n. 5, p. 618-622, 2000.

CARVALHO, F. O., GARCIA, C. A. B., GARCIA, H. L., ALVES, J. P. H., PIMENTEL, W. R. O., SILVA, J. L. **Modelagem do processo de eutrofização no reservatório Jacarecica II – Sergipe/Brasil utilizando redes neurais artificiais e estatística multivariada** In: Congresso Ibero Latino-Americano sobre Métodos Computacionais em Engenharia - CILAMCE 2007, Porto, 2007.

CEBALLOS, J.C.; BASTOS, E.J.B. Um estudo de imagens Landsat 5 no agreste paraibano-I: Refletâncias de duas épocas do ano. **Revista Brasileira de Meteorologia,** v. 8, p. 207-215, 1988.

CHANG, F.J.; CHIANG, Y.M.; TSAI A, M.J.; SHIEH, M.C.; HSU, K.L.; SOROOSHIAN, S. Watershed rainfall forecasting using neurofuzzy networks with the assimilation of multi-sensor information. **Journal of Hydrology,** v. 508, p. 374–384, 2014.

CHO, S.; LIM, B.; JUNG, J.; KIM, S.; CHAE, H.; PARK, J.; PARK, S.; PARK, J. K. Factors affecting algal blooms in a man-made lake and prediction using an artificial neural network. **Measurement**, v. 53, p. 224–233, 2014.

COLIN, B. **Química ambiental**. trad. Maria Angeles Lobo Recio e Luiz Carlos Marques Carrera. 2. ed. Porto Alegre, RS: Bookman, 2002. 622p.

COMPANHIA DE TECNOLOGIA DE SANEAMENTO AMBIENTAL DO ESTADO DE SÃO PAULO (CETESB). **IQA – Índice de Qualidade das Águas.** [S.l.]**:** São Paulo. CETESB. 2009. Disponível em: <http://www.cetesb.sp.gov.br/userfiles/file/água/ águas-superficiais/águas-interiores/ documentos/índices/02.pdf> Acesso em: 11 fev. 2013.

COMPANHIA DE TECNOLOGIA DE SANEAMENTO AMBIENTAL DO ESTADO DE SÃO PAULO (CETESB). **Variáveis de Qualidade das Águas.** [S.l.]**:** São Paulo. CETESB. 2009. Disponível em: <http://www.cetesb.sp.gov.br/Água/rios/variáveis .asp>. Acesso em: 28 set. 2009.

COMPANHIA DE TECNOLOGIA DE SANEAMENTO AMBIENTAL DO ESTADO DE SÃO PAULO (CETESB). (2009). **Série Relatórios - Qualidade das águas interiores no Estado de São Paulo. Apêndice A** - Significado ambiental e sanitário das variáveis de qualidade das águas e dos sedimentos e metodologias analíticas e de amostragem. Governo do Estado de São Paulo, Secretaria do Meio Ambiente, 2009.

COMPANHIA DE TECNOLOGIA DE SANEAMENTO AMBIENTAL DO ESTADO DE SÃO PAULO (CETESB). **Relatórios e Publicações de águas superficiais**. São Paulo, SP. Disponível em: <http://www.cetesb.sp.gov.br/ água/águas-superficiais/35-publicacoes-/-relatorios>. Acesso em: 28 set. 2012.

COMPANHIA PERNAMBUCANA DE SANEAMENTO (COMPESA). **Abastecimento de Água -Sistemas de Abastecimento - Sistema Suape.** [S.l.]: Recife. Disponível em: <www.compesa.com.br/arquivos/saneamento/Suape.pdf>. Acesso em: 21 fev. 2013.

CONTÉCNICA LTDA Consultoria e Planejamento. **Estudo de consolidação das águas, relativos à preparação do programa de investimentos nas bacias dos rios Beberibe, Capibaribe, Jaboatão e Ipojuca.** Relatório n 7 – Disponibilidade e situação dos mananciais para o abastecimento metropolitano. Governo do Estado de Pernambuco. Programa de Qualidade das Águas e Controle da Poluição Hídrica (PQA). Cap. 3, p. 60 e Cap. 4, p.138, 1997.

DANSO-AMOAKO, E.; PRASAD, T.D. ANN model to predict the influence of chemical and biological parameters on iron and manganese accumulation. **Procedia Engineering,** v. 70, p. 409 – 418, 2014.

DI BERNARDO, L. **Algas e suas influências na qualidade das águas e nas tecnologias de tratamento.** Rio de Janeiro: ABES, 1995. 140 p.

FERREIRA, D.F. **Estatística multivariada.** 2. ed. rev. e ampl. Larvas: Ed. UFLA, 2011. 676 p.: il.

GABRIEL FILHO, L.R.A.; CREMASCO, C.P.; GABRIEL, L.R.A.; ROMANINI, P.A.; GABRIEL, J.E.F.; GABRIEL, L.R.A. Determinação das funções de pertinência dos índices de qualidade da água e de substâncias tóxicas e organolépticas. **Colloquium Exactarum**, Presidente Prudente, v. 1, n. 1, p. 46-55, jul./dez 2009.

GARCIA, H.L. **Desenvolvimento de estratégias para utilização de sistemas inteligentes no monitoramento da qualidade da água.** Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química, Recife-PE: 2012. 152p, il., gráfs., tabs.

GARCIA, H. L.; SILVA, V. L.; MARQUES, L. P.; GARCIA, C. A. B.; CARVALHO, F. O. Avaliação da qualidade da água utilizando a teoria fuzzy. **Scientia Plena,** v. 8, n. 7, p. 1-10, 2012

GEOSISTEMAS ENGENHARIA & PLANEJAMENTO LTDA. **Proposta de criação de uma unidade de Conservação de proteção integral no entorno dos reservatórios de Bita e Utinga, localizados nos municipios do Cabo de Santo Agostinho e Ipojuca.** Governo do Estado de Pernambuco. Secretaria de Meio Ambiente e Sustentabilidade (SEMAS). Agência Estadual de Meio Ambiente (CPRH). Recife-Abril/2012.

GHARIBI, H.; SOWLAT, M.H.; MAHVI, A.H.; MAHMOUDZADEH, H.; ARABALIBEIK, H.; KESHAVARZ, M.; KARIMZADEH, N.; HASSANI, G. Development of a dairy cattle drinking water quality index (DCWQI) based on fuzzy inference systems. **Ecological Indicators,** v. 20, p. 228–237, 2012.

GOUVEIA, E.L. **Aspectos Ambientais e Gestão de Recursos Hídricos no litoral sul da Região Metropolitana de Recife.** Dissertação de mestrado. UFPB/ Departamento De Geografia. João Pessoa - PB, 2010. 131p.: il.

GREGO, C.K.S.; FEITOSA, F.A.N.; SILVA, M.H.; MONTES, M.J.F. Distribuição espacial e sazonal da clorofila a fitoplanctônica e hidrologia do estuário do rio Timbó (Paulista – PE). **Tropical Oceanography**, Recife, v. 32, n. 2, p. 181-199, 2004.

GUERRA, S.M.S.; PINHEIRO, L.C.; MONTEIRO NETO, F.G.; MEDEIROS, L.R.S.; CORRÊA, M.M.; SOUZA, J.R.B.S.; SILVA, V.L. **Caracterização Fisiográfica e Uso e Ocupação dos Solos da Bacia Hidrográfica de Utinga, Ipojuca – PE.** IX Simpósio de Recursos Hídricos do Nordeste. 25 a 28 de novembro de 2008a, Salvador-BA.

GUERRA, S.M.S.; MEDEIROS, L.R.S.; PINHEIRO, L.C.; MONTEIRO NETO, F.G.; SOUZA, J.R.B.S.; CORRÊA, M.M.; SILVA, V.L. **Caracterização Morfométrica da Bacia Hidrográfica de Bita, Ipojuca – PE.** IX Simpósio de Recursos Hídricos do Nordeste. 25 a 28 de novembro de 2008b, Salvador-BA.

GUO, J.S.; WANG, H.; LONG; T. R. Subordinate degree BP network decision model for water quality assessment. **China Water & Wastewater**, v. 16, n. 3, p. 9–11, 2000.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática**. Trad. P.M. ENGEL. 2.ed., Porto Alegre: Bookman, 2001.

HOTELLING, H. Analysis of a complex of statistical variables into principal components. **Journal of Educational Psychology**, v. 24, n. 6, p. 417-441, 1933.

ICAGA, Y. Fuzzy evaluation of water quality classification. **Ecological Indicators,** v. 7, p. 710-718, 2007.

INSTITUTO ADOLFO LUTZ. Capítulo VIII - Águas. In: **Normas Analíticas do Instituto Adolfo Lutz**. v. 1: Métodos químicos e físicos para análise de alimentos. Coordenadores Odair Zenebon, Neus Sadocco Pascuet e Paulo Tiglea, 4ª edição, 1ª Edição Digital (versão eletrônica) São Paulo: Instituto Adolfo Lutz, 2008, p 345 - 408.

INSTITUTO DE TECNOLOGIA DE PERNAMBUCO (ITEP). Projeto Barragens: Engenho Maranhão. Ano I, n 8, outubro de 2013. Disponível em: <http://www.itep.br/ProjetoBarragens/informativos/Informativo_n08_Engenho_Maranhao.pdf>. Acesso em: 28 nov. 2013.

INSTITUTO DE TECNOLOGIA DE PERNAMBUCO (ITEP). **Projeto Barragens - Barragem Engenho Maranhão.** Disponível em: <http://www.itep.br/index.php/projeto-barragens/barragens/engenho-maranhao>. Acesso em: 28 nov. 2013.

INSTITUTO MINEIRO DE GESTÃO DAS ÁGUAS (IGAM). **Monitoramento da qualidade das águas superficiais de Minas Gerais em 2013**: resumo executivo / Instituto Mineiro de Gestão das Águas. Belo Horizonte: Instituto Mineiro de Gestão das Águas, 2014. 68p. : il.

KARBASSI, A. R.; HOSSEINI, F.M.M.; BAGHVAND, A.; NAZARIHA, M. Development of Water Quality Index (WQI) for Gorganrood River. **International Journal of Environmental Research**, v. 5, n. 4, p. 1041-1046, 2011.

KOENING, M. L.; ESKINAZI-LEÇA, E.; NEUMANN-LEITÃO, S.; MACÊDO, S. J. Impactos da construção do Porto de Suape sobre a comunidade fitoplanctônica no estuário do rio Ipojuca (Pernambuco – Brasil). **Acta Botanica Brasilica**, v. 16, n. 4, p. 407 – 420, 2002.

KOVÁCS, Z. L. **Redes neurais artificiais: fundamentos e aplicações.** São Paulo: Acadêmica, 1996. 174 p.

KUO, J.T.; HSIEH, M.H.; LUNG, W.S.; SHE, N. Using artificial neural network for reservoir eutrophication prediction. **Ecological Modelling,** v. 200, p. 171–177, 2007.

LERMONTOV, A.; YOKOYAMA, L.; LERMONTOV, M.; MACHADO, M.A.S. Aplicação da lógica nebulosa na parametrização de um novo índice de qualidade das águas. **Engevista**, v. 10, n. 2, p. 106-125, 2008**.**

LERMONTOV, A.; YOKOYAMA, L.; LERMONTOV, M.; MACHADO, M. A. S. River quality analysis using fuzzy water quality index: Ribeira do Iguape river watershed, Brazil. **Ecological Indicators**, v. 9, n. 6, p. 1188-1197, 2009.

LIBÂNIO, M. **Fundamentos da qualidade e tratamento da água.** Campinas, SP: Editora Átomo. 2ª edição. 2008. 444p. ilust.

LIU, T.; CHEN, J.; DONG, G. Application of continuous hide markov model to bearing performance degradation assessment. In: *Proceedings of the 24th International Congress on Condition Monitoring and Diagnostics Engineering Management (COMADEM ’11)*, p. 166–172, 2011.

LIU, Z.; SUN, G.; HUANG, S.; SUN, W.; GUO, J.; XU, M. Water Quality Index as a Simple Indicator of Drinking Water Source in the Dongjiang River, China. **International Journal of Environmental Protection**, v. 2, n. 5, p. 16-21, 2012.

LOPES, F.B.; TEIXEIRA, A.S.; ANDRADE, E.M.; AQUINO, D.N.; ARAÚJO, L.F.P. Mapa da qualidade das águas do rio Acaraú, pelo emprego do IQA e Geoprocessamento. **Revista Ciência Agronômica**, v. 39, n. 3, p. 392-402, jul.-set. 2008.

LOPES, F.W.A.; MAGALHÃES JR, A.P. Influência das condições naturais de pH sobre o índice de qualidade das águas (IQA) na bacia do Ribeirão de Carrancas. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos (RBRH):** análise dos estudos recentes sobre recursos hídricos e suas conexões com a geografia física. Belo Horizonte - MG. v. 6, n. 2, p. 134 –47, 2010.

LUDWIG JR., O.; COSTA, E.M.M. **Redes neurais: fundamentos e aplicações com programa em C.** Rio de Janeiro: Ed. Ciência Moderna Ltda., 2007.

LYRA, W.S.; SILVA, E.C.; ARAÚJO, M.C.U.; FRAGOSO, DUARTE, W.; VERAS, G. Classificação periódica: um exemplo didático para ensinar análise de componentes principais. **Quimica Nova,** v. 33, n. 7, p. 1594-1597, 2010.

MAIER, H.R.; JAIN, A.; DANDY, G.C.; SUDHEER, K.P. (2010). Methods used for the development of neural networks for the prediction of water resource variables in river systems: Current status and future directions. Review. **Environmental Modelling & Software,** v. 25, p. 891 – 909, 2010.

MARQUES, L.P. **Utilização de Redes Neurais Artificiais e Análise de Componentes Principais no Monitoramento da Qualidade da Água**. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química, Recife-PE: 2011. 100p., il., figs., gráfs., tabs.

MINGOTI, S.A. **Análise de dados através de métodos de estatística multivariada: uma abordagem aplicada.** Belo Horizonte: Editora UFMG: 2005: 297 p.

MOLICA, R.J.R.; OLIVEIRA, E.J.A.; CARVALHO, P.V.V.C.; COSTA, A.P.N.S.F.; CUNHA, M.C.C.; MELO, G.L.; AZEVEDO. S.M.F.O. Occurrence of saxitoxins and an anatoxin-a(s)-like anticholinesterase in a Brazilian drinking water supply. **Harmful Algae**, n. 4, p. 743–753, 2005.

MONTES, M.F.; NASCIMENTO FILHO, G.A. **Água como indicador ambiental.** In: Bioindicadores da qualidade ambiental. Organizadoras Sigrid Neumann-Leitão e Soraya El-Deir. Recife: Instituto Brasileiro Pró-Cidadania, 2009. 298p. il., fig., tab., quadros, fotos.

MOURHIR, A.; RACHIDI, T.; KARIM, M. River water quality index for Morocco using a fuzzy inference system. **Environmental Systems Research**, v. 3, n. 21, p. 1-12, 2014.

MOTA, S. **Preservação e conservação de Recursos Hídricos**. 2.ed. ver. e atualizada – Rio de Janeiro: ABES, 1995. 200p.

NAJAH, A.A.; EL-SHAFIE, A.; KARIM, O. A.; JAAFAR, O. Water quality prediction model utilizing integrated wavelet-ANFIS model with cross-Validação. **Neural Computing and Applications,** v. 21, p. 833–841, 2012.

NUNES, I. S. **Material Didático da Disciplina Sistemas Inteligentes Avançados** (SEL5757). Departamento de Engenharia Elétrica – EESC. Universidade de São Paulo, São Carlos, 2009.

OCAMPO-DUQUE, W.; FERRÉ-HUGHET, N.; DOMINGO, J. L.; SCHUHMACHER, M. Assessing water quality in rivers with fuzzy inference systems: A case study. **Environment International**, v. 32, n. 6, p. 733-742, 2006.

OLIVEIRA, M.D. **Desenvolvimento de modelos de previsão de desempenho de estações convencionais de tratamento de água.** Tese (doutorado) - Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia. Apêndices. 2014, 205f, enc. il.

OLIVEIRA, M.D.; REZENDE, O.L.T.; OLIVEIRA, S.M.A.C.; LIBÂNIO, M. Nova abordagem do Índice de Qualidade de Água Bruta utilizando a Lógica Fuzzy. **Engenharia Sanitaria e Ambiental,** v. 19, n. 4, p. 361-372, out/dez 2014.

PALANI, S.; LIONG, S.-Y.; TKALICH, P. An ANN application for water quality forecasting. **Marine Pollution Bulletin,** v. 56, p. 1586–1597, 2008.

PERNAMBUCO. **Seleção de índices e indicadores de qualidade da água.** Aplicação dos índices selecionados. Agência Estadual de Meio Ambiente (CPRH) e Secretaria de Recursos Hídricos e energéticos (SRHE - PE). Índices e Indicadores de Qualidade da Água – Seleção Preliminar e Material de Apoio para Aplicação. Programa Nacional do Meio Ambiente (PNMA II). Disponível em: http://www.cprh.pe.gov. br/downloads/índice-água-volume2.pdf Acesso em: 11 set. 2009.

PERNAMBUCO. **Programa Nacional do Meio Ambiente II – PNMA II.** Recife, PE. [S.l.]: Agência Estadual de Meio Ambiente (CPRH). Disponível em: < http:// www.cprh.pe.gov.br/Controle_Ambiental/monitoramento/qualidade_da_água/

bacias_hidrograficas/relatorio_bacias_hidrograficas/outros_documentos/41786%3B65124%3B480301020212%3B0%3B0.asp?c=0> Acesso em: 11 fev. 2013.

PERNAMBUCO. **Índices e indicadores.** [S.l.]: Agência Estadual de Meio Ambiente (CPRH). Disponível em:<http://www.cprh.pe.gov.br/Controle_Ambiental/monitoramento/qualidade_da_água/bacias_hidrograficas/indices_e_indicadores/41786% 3B62721% 3B4803010201%3B0%3B0.asp> Acesso em: 6 fev. 2009.

PERNAMBUCO. **Resultados Monitoramento da Bacia do GL2 do Estado de Pernambuco.** 2005 - 2013**.** [S.l.]: Agência Estadual de Meio Ambiente (CPRH). Disponível em:<http://www.cprh.pe.gov.br/Controle_Ambiental/monitoramento/qualidade_da_água/bacias_hidrograficas/resultados_monitoramento_bacias/grupo_de_bacias _gl2/41786%3B69830%3B480301020303%3B0%3B0.asp>Acesso em: 12 ago. 2013.

PERNAMBUCO. **Relatórios de Qualidade das Águas das barragens de Ipojuca do Estado de Pernambuco.** 2005 - 2013**.** [S.l.]: Agência Estadual de Meio Ambiente (CPRH). Disponível em:<http://www.cprh.pe.gov.br/arquivos_anexo/n_relat13-ip; 4803010202; 20141016.pdf > Acesso em: 12 ago 2013.

PERNAMBUCO. **Resultados Monitoramento da Bacia do Rio Ipojuca do Estado de Pernambuco.** 2005 - 2013**.** [S.l.]: Agência Estadual de Meio Ambiente (CPRH). Disponível em: <http://www.cprh.pe.gov.br/Controle_Ambiental/monitoramento/qualidade_da_água/bacias_hidrograficas/resultados_monitoramento_bacias/bacia_do_ rio_ Ipojuca/41787%3B60926%3B480301020310%3B0%3B0.asp> Acesso em: 12 ago 2013.

PIASENTIN, A.M.; SEMENSATTO JUNIOR, D.L.; SAAD, A.R.; MONTEIRO JUNIOR, A.J.; RACZKA, M.F.(2009). Índice de qualidade da água (IQA) do reservatório Tanque Grande, Guarulhos (SP): análise sazonal e efeitos do uso e ocupação do solo. São Paulo, UNESP, **Geociências**, v. 28, n. 3, p. 305-317, 2009

PIMENTEL, M.F. **Análise Estatística de Dados do Monitoramento da Qualidade das Águas do Rio Ipojuca e do Reservatório Tapacurá.** Relatório Final Consolidado. Programa Nacional do Meio Ambiente II – PNMA II. Projeto: Monitoramento da Qualidade da Água como Instrumento de Controle Ambiental e Gestão de Recursos Hídricos no Estado de Pernambuco. Recife: 2003. 80p.

PIRES ADVOGADOS & CONSULTORES S/C. **EIA/RIMA do Projeto de Ampliação e Modernização do Porto de Suape**, Suape – Complexo Industrial Portuário, Ipojuca, PE. Recife: 2000.

PROJETEC - BRLi. **Plano hidroambiental da bacia hidrográfica do rio Ipojuca**: Tomo I – Diagnostico Hidroambiental – Volume 01/03/ Projetos Técnicos. Recife, 2010. 346p.: eil.

RÄIKE, A.; PIETILÄINEN, O.P.; REKOLAINEN, S.; KAUPPILA, P.; PITKÄNEN, H.; NIEMI, J.; RAATELAND, A.; VUORENMAA. J. Trends of phosphorus, nitrogen and chlorophyll a concentrations in Finnish rivers and lakes in 1975–2000. **The Science of the Total Environment,** v. 310, p. 47–59, 2003.

RAZMKHAH, H.; ABRISHAMCHI, A.; TORKIAN, A. Evaluation of spatial and temporal variation in water quality by pattern recognition techniques: A case study on Jajrood River (Tehran, Iran). **Journal of Environmental Management,** v. 91, p. 852–860, 2010.

SAAD, A.R.; SEMENSATTO-JUNIOR, D.L.; AYRES, F.M.; OLIVEIRA, P.E. Índice de Qualidade da Água – IQA do Reservatório do Tanque Grande, município de Guarulhos, Estado de São Paulo, Brasil: 1990-2006. **Revista UnG - Geociências**, v. 6, n. 1, p. 118-133, 2007.

SAFAVI, H. R. Prediction of River Water Quality by Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). **Journal of Environmental Studies**, v. 36, n. 53, p. 1-3, 2010.

SALOMONS, W. Environmental impact of metals derived from mining activities: Processes, predictions, prevention. **Journal of Geochemical Exploration**, v. 52, p. 5–23, 1995.

SANTOS, J. S.; SANTOS, M. J. S.; SANTOS, M. L. P. Parâmetros indicativos do processo de salinização em rios urbanos do semi-árido Brasileiro. **Quimica Nova**, v. 32, n. 6, p. 1534-1538, 2009.

SILVA, A.A. **Variação diurna e sazonal da biomassa fitoplanctônica no estuário do Rio Igarassu (Pernambuco, Brasil).** Tese de Doutorado. Universidade Federal de Pernambuco. Recife, 2009.

SILVA, G.L.; AURELIANO, J.T.; LUCENA, S.V.O. Proposição de um índice de qualidade de água bruta para abastecimento público. **Revista de Gestão de Águas da América Latina (REGA),** v. 9, n. 1, p. 17-24, 2012.

SIMÕES, F. S.; YABE, M. J. S.; MOREIRA, A. B.; BISINOTI, M. C. Avaliação do efeito da piscicultura em sistemas aquáticos em Assis e Cândido Mota, São Paulo,

por indicador de qualidade da água e análise estatística multivariada. **Quimica Nova**, v. 30, n. 8, p. 1835-1841, 2007.

SOUZA, A.D.G.; TUNDISI J.G. Water Quality in Watershed of the Jaboatão River (Pernambuco, Brazil): a Case Study. **Brazilian Archives of Biology and Technology,** v. 46, n. 4, p. 711 – 721, 2003.

SUN, T.; PAN, S. B.; LI, Y. J. Application of artificial neural network model to groundwater quality assessment and classification. **Hydrogeology and Engineering Geology,** v. 3, p. 58–61, 2004.

TALEBIZADEH, M.; MORIDNEJAD, A. Uncertainty analysis for the forecast of lake level fluctuations using ensembles of ANN and ANFIS models. **Expert Systems with Applications**, v. 38, p. 4126–4135, 2011.

TAVARES, S. Environmental impact of metals derived from mining activities: Processes, predictions, prevention. Journal of Geochemical Exploration, v. 52, p. 5-23, 1995.

TAVARES, P.R.L.; CASTRO, M.A.H.; COSTA, C.T.F.; SILVEIRA, J.G.P.; ALMEIDA JÚNIOR, F.J.B. Mapeamento da vulnerabilidade à contaminação das águas subterrâneas localizadas na Bacia Sedimentar do Araripe, Estado do Ceará, Brasil Rem: **Revista Escola de Minas**, v. 62, n. 2, p. 227-236, 2009.

TECHNE ENGENHEIROS CONSULTORES. **Diagnóstico dos Recursos Hídricos da Bacia GL-2,** Consolidação de Estudos Existentes, Elaboração do Plano de Aproveitamento dos Recursos Hídricos da Região Metropolitana do Recife, Zona da Mata e Agreste Pernambucano e Modelo de Gerenciamento Integrado de Recursos Hídricos. Relatório Final de Diagnóstico dos Recursos Hídricos (RDRH) da Bacia GL-2. Tomo II - Estudos Socioeconômicos e Análise do Arcabouço Jurídico-Institucional dos Recursos Hídricos para a Bacia GL-2. Governo do Estado de Pernambuco. Secretaria de Ciência, Tecnologia e Meio Ambiente. Proágua Semi-Árido. julho/2004.

TOLEDO, L.G.; NICOLELLA, G. Índice de Qualidade de Água em Microbacia sob Uso Agrícola e Urbano. **Scientia Agricola**, v.59, n.1, p.181-186, jan./mar. 2002.

TUNDISI, J. G.; BARBOSA, F. A. R. **Conservation of Aquatic ecosystems: present status and perspectives.** In: Limnology in Brazil. (eds.). Tundisi, J. G.; Bicudo, C. E. M.; Matsumara Tundisi, T. p. 364-371, 1995.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO. **Manual de normas para elaboração de dissertações e teses do PPEQ – UFPE.** Programa de pós-graduação em Engenharia Química, 2011.

VON SPERLING, E. Avaliação do estado trófico de lagos e reservatórios tropicais. **Revista BIO**, n.3, p. 68-76, ABES, 1994.

WECHMONGKHONKON, S.; POOMTONG, N.; AREERACHAKUL, S. Application of Artificial Neural Network to Classification Surface Water Quality. **World Academy of Science, Engineering and Technology,** v. 6, 2012.

XU, L.; LIU, S. Study of short-term water quality prediction model based on wavelet neural network. **Mathematical and Computer Modelling**, v. 58, p. 807–813, 2013.

YABE, M.J.S. E OLIVEIRA, E. Metais pesados em águas superficiais como estratégia de caracterização de bacias hidrográficas. **Química Nova,** v. 21, n. 5, p. 551-556, 1998.

YAN, H.; ZOU, Z.; WANG, H. Adaptive neuro fuzzy inference system for classification of water quality status. **Journal of Environmental Sciences,** v. 22, n. 12, p. 1891–1896, 2010.

ZHOU, J.; MA, D.; PAN, J.; NIE, W.; WU, K. Application of multivariate statistical approach to identify heavy metal sources in sediment and waters: a case study in Yangzhong. China**. Environmental Geology,** n 54, p. 373–380, 2008.

ZIMMERMANN, C.M.; GUIMARÃES, O.M.; PERALTA-ZAMORA P.G. Avaliação da qualidade do corpo hídrico do rio Tibagi na região de ponta grossa utilizando análise de componentes principais (PCA). **Quimica Nova,** v. 31, n. 7, p. 1727 –1732, 2008.

ZOU, Z. H.; WANG, X. L. Application of BP modeling basedon random samples to assessment on natural water quality. **Environmental Engineering,** v. 25, n. 1, p. 69–71, 2007.

ZUCCO, E.; PINHEIRO, A.; SOARES, P.A.; DESCHAMPS, F.C. Qualidade das águas em uma bacia agrícola: Subsídios ao programa de monitoramento. **Revista de Estudos Ambientais** (**REA –**Online), v. 14, n. 3, p. 88-97, jan./jun. 2012.

APÊNDICES

APÊNDICE A - ESTATÍSTICA BÁSICA DOS MANANCIAIS DOS RIOS UTINGA DE BAIXO, TABATINGA E IPOJUCA

Tabela A1 - Estatística descritiva dos dados da estação MA-02 (UT1S) no Rio Utinga de baixo (CPRH/APAC) – PE dos anos de 2005 a 2013.

Variáveis	Período de estiagem (n= 14)				Período chuvoso (n= 13)			
	Min	Máx.	X	DP.	Min	Máx.	X	DP.
TAr	25,00	31,00	29,43	1,74	24,00	32,00	27,28	2,18
TH_2O	28,00	31,00	29,93	0,92	26,00	32,00	28,23	1,83
pH	6,10	7,00	6,74	0,27	6,30	7,60	6,79	0,41
CE	53,50	89,00	64,69	8,17	48,90	72,20	58,95	6,71
OD	5,80	7,50	6,47	0,49	**3,70**	7,80	6,33	1,02
$DBO_{5,20}$	0,50	2,70	1,49	0,74	0,60	2,70	1,59	0,65
NH_3	0,12	0,88	0,18	0,20	0,12	0,23	0,15	0,04
NO_3	0,05	0,10	0,06	0,01	0,05	0,07	0,06	0,01
NO_2	0,05	0,05	0,05	0,00	0,05	0,05	0,05	0,00
P	0,01	**0,40**	**0,07**	0,11	0,01	**0,10**	**0,04**	0,03
Turb	2,00	9,50	4,64	2,36	2,50	25,00	10,19	7,14
ST	45,80	74,60	57,73	9,15	45,20	96,80	60,43	12,88
Pluv	0,00	195,00	74,19	58,37	55,30	539,00	263,15	140,44
Cla a	0,00	2,78	1,18	1,11	0,00	12,40	2,80	3,19
Cianob	0,10	20627,00	7021,94	6950,47	0,10	48417,00	14429,21	16001,70
ColiTerm	2,00	200,00	67,50	80,42	4,00	200,00	74,46	79,55
*AQA	1,00	**5,00**	**2,29**	1,59	1,00	**4,00**	**2,31**	1,03
IQA	70,00	91,00	79,46	6,63	68,04	86,00	77,85	5,18
IET	31,83	**65,79**	47,06	11,23	34,95	**56,00**	45,88	6,80

Na tabela acima, destacam-se em **negrito** e sublinhados os valores em desacordo com a resolução CONAMA 357/05 para águas doces de classe 2. Abreviaturas: número de amostras (n), mínimo (Mín.), máximo (Máx.), média (X) e desvio padrão (DP).

Tabela A2 - Estatística descritiva dos dados da captação d`água bruta (UT1S) no Rio Utinga de baixo (COMPESA) – PE dos anos de 2005 a 2013.

Variáveis	Período de estiagem (n=11)				Período chuvoso (n= 10)			
	Min	Máx.	X	DP.	Min	Máx.	X	DP.
pH	6,70	7,30	7,00	0,22	6,80	7,60	7,11	0,26
CE	35,30	89,10	58,83	14,93	46,50	110,80	70,42	22,77
Turb	1,60	20,00	6,62	5,08	3,30	24,40	8,81	6,80
Cor	12,00	**163,00**	60,93	46,66	30,00	**426,00**	**101,20**	120,14
AlcT	8,30	13,90	10,46	1,72	1,10	14,00	9,88	3,43
Fe	0,10	**1,10**	**0,62**	0,32	**0,38**	**1,53**	**0,83**	0,40
Cl	7,30	15,50	10,95	2,55	9,83	43,60	16,36	10,03
P	0,01	**0,12**	**0,05**	0,03	0,01	**0,18**	**0,05**	0,05
SO_4	3,30	14,10	5,93	2,83	1,00	8,80	4,86	2,93
NH_3	0,01	0,17	0,04	0,05	0,01	0,14	0,04	0,04
NO_2	0,01	0,01	0,01	0,00	0,01	0,01	0,01	0,00
NO_3	0,10	0,39	0,14	0,09	0,10	0,90	0,21	0,26
DT	7,90	10,80	9,34	0,84	7,48	12,80	9,36	1,46
Ca	1,50	2,20	1,86	0,17	1,10	3,62	1,92	0,80
Mg	0,86	1,46	1,14	0,17	0,18	2,44	1,11	0,62
Na	8,46	17,00	13,60	2,11	8,71	19,00	14,59	3,46
K	2,57	4,09	3,55	0,41	2,00	8,64	3,76	1,82
Zn	0,05	**0,52**	0,17	0,12	0,10	0,15	0,14	0,03
Pluv	16,00	168,10	48,92	43,34	0,00	484,00	265,14	166,23
Cianob	0,00	24965,00	8476,89	9159,43	0,00	**87939,00**	22947,44	26293,74
*AQA	1,00	**4,00**	**2,91**	1,30	1,00	**5,00**	**3,20**	1,40

Na tabela acima, destacam-se em **negrito** e sublinhados os valores em desacordo com a resolução CONAMA 357/05 para águas doces de classe 2. Abreviaturas: número de amostras (n), mínimo (Mín.), máximo (Máx.), média (X) e desvio padrão (DP).

Tabela A3 - Estatística descritiva dos dados da Bacia hidrográfica do rio Utinga de baixo (LEAQ/UFPE) – PE dos anos de 2007 a 2012.

Variáveis	Período de Estiagem (n=38)				Período Chuvoso (n=23)			
	Mín.	Máx.	X	DP.	Mín.	Máx.	X	DP.
TH_2O	28,00	33,00	30,32	1,48	25,30	30,00	27,02	1,43
pH	**5,87**	7,30	6,67	0,41	**4,40**	7,08	6,12	0,68
OD	**0,78**	7,67	5,68	1,52	**0,00**	7,88	6,19	2,01
DBO	0,21	2,98	0,92	0,65	0,10	2,15	0,79	0,62
NH_3	0,12	0,52	0,16	0,08	0,12	0,90	0,21	0,21
NO_2	0,01	0,02	0,01	0,00	0,01	0,02	0,01	0,00
NO_3	0,50	4,00	1,52	0,95	0,02	6,00	3,21	1,86
P	0,01	**1,29**	**0,17**	0,27	0,01	**0,63**	**0,13**	0,16
Cor	1,00	**106,80**	23,57	25,98	5,00	51,50	26,85	9,52
Turb	0,50	**326,00**	19,43	72,21	0,40	**232,00**	16,39	47,38
CE	35,50	99,00	62,90	14,12	32,70	280,00	64,70	51,07
ST	40,25	169,50	69,06	22,38	54,60	144,00	78,71	22,20
SDT	31,95	83,25	54,91	13,40	36,18	109,25	62,04	17,85
AlcT	8,42	18,59	12,74	2,52	3,33	39,90	9,97	7,38
DT	10,39	22,85	14,00	3,08	7,49	14,54	11,40	1,60
Ca	2,08	7,26	3,78	1,44	3,25	8,13	4,08	1,02
Mg	1,48	5,78	3,03	1,25	0,97	6,06	3,98	1,59
SO_4	0,92	15,99	6,82	3,98	2,00	14,92	7,75	3,43
Na	4,70	14,93	6,83	1,78	5,10	16,72	7,37	3,40
K	1,10	5,50	2,02	0,76	0,24	2,90	2,22	0,90
Cl	8,17	13,34	9,76	1,29	2,72	10,50	7,46	2,13
Fe	0,07	**18,11**	2,99	5,12	0,01	**18,60**	**5,07**	7,09
Zn	0,01	0,16	0,08	0,05	0,01	0,16	0,06	0,04
ColiTerm	1,00	218,00	40,16	52,93	10,00	104,83	62,10	32,59
Pluv.	30,00	176,00	82,01	64,83	120,40	539,00	289,85	145,35
AQA	1,00	**5,00**	**3,34**	1,70	2,00	**5,00**	**4,57**	0,73

Na tabela acima, destacam-se em **negrito** e sublinhados os valores em desacordo com a resolução CONAMA 357/05 para águas doces de classe 2. Número de amostras (n), mínimo (Mín.), máximo (Máx.), média (X) e desvio padrão (DP).

Tabela A4 - Estatística descritiva dos dados da estação MA-06 (BT1S) no Rio Tabatinga (CPRH/APAC) – PE dos anos de 2005 a 2013.

Variável	Período de estiagem (n= 14)				Período chuvoso (n= 14)			
	Min	Máx.	X	DP.	Min	Máx.	X	DP.
TAr	28,00	32,00	30,07	1,14	25,00	32,00	27,75	1,77
TH_2O	29,00	33,00	30,50	1,09	26,00	31,00	28,86	1,88
pH	6,30	8,20	6,94	0,48	**5,50**	7,40	6,70	0,48
CE	58,00	247,00	117,93	71,32	41,70	284,00	121,84	76,54
OD	5,30	8,70	6,69	1,03	**3,30**	7,60	6,18	1,07
$DBO_{5,20}$	0,60	3,30	1,79	0,66	0,50	2,50	1,79	0,52
NH_3	0,12	0,69	0,18	0,15	0,12	0,93	0,20	0,22
NO_3	0,05	0,07	0,06	0,01	0,05	0,22	0,07	0,04
NO_2	0,05	0,05	0,05	0,00	0,05	0,05	0,05	0,00
P	0,01	**0,35**	**0,08**	0,10	0,01	**0,07**	**0,04**	0,02
Turb	2,50	15,00	7,18	4,68	3,00	40,00	13,61	10,45
ST	49,60	150,00	90,16	37,74	49,00	193,00	98,41	41,09
Pluv	0,00	195,00	74,19	58,37	55,30	539,00	260,07	135,42
Cla a	0,00	17,70	2,70	4,54	0,00	10,50	2,66	2,66
Cianob	139,00	27130,00	6408,41	7444,85	0,10	43330,00	8090,98	11020,52
ColiTerm	2,00	280,00	94,43	95,84	7,00	**1600,00**	394,57	556,84
*AQA	1,00	**5,00**	**2,86**	1,46	1,00	**5,00**	**2,86**	1,17
IQA	67,20	89,00	77,94	6,86	67,00	83,00	72,92	4,60
IET	35,47	**64,00**	51,56	8,23	29,94	**60,00**	45,87	7,81

Na tabela acima, destacam-se em **negrito** e sublinhados os valores em desacordo com a resolução CONAMA 357/05 para águas doces de classe 2. Abreviaturas: número de amostras (n), mínimo (Mín.), máximo (Máx.), média (X) e desvio padrão (DP).

Tabela A5 - Estatística descritiva dos dados da captação d`água bruta (BT1S) no Rio Tabatinga (COMPESA) – PE dos anos de 2005 a 2013

Variável	Período de estiagem (n= 10)				Período chuvoso (n= 11)			
	Min	Máx.	X	DP.	Min	Máx.	X	DP.
pH	6,20	7,30	6,88	0,37	6,80	7,50	7,10	0,23
CE	47,00	146,00	78,36	32,77	39,70	265,00	136,85	63,44
Turb	3,70	42,90	12,89	11,72	4,80	95,80	22,84	26,83
Cor	35,00	**145,00**	**90,93**	37,93	30,00	**483,00**	**150,55**	136,65
AlcT	9,50	23,00	13,09	4,23	6,90	34,00	19,01	9,18
Fe	**0,53**	**2,64**	**1,27**	0,74	**0,41**	**2,31**	**1,08**	0,58
Cl	9,30	25,70	14,79	5,68	8,70	48,70	26,19	12,05
P	0,01	**0,28**	**0,06**	0,08	0,02	**0,65**	**0,11**	0,18
SO_4	3,90	12,10	7,05	2,21	1,00	15,70	8,21	4,81
NH_3	0,01	0,06	0,02	0,02	0,01	0,48	0,09	0,15
NO_2	0,01	0,02	0,01	0,00	0,01	0,09	0,02	0,03
NO_3	0,10	0,12	0,10	0,01	0,10	0,40	0,14	0,09
DT	8,20	22,06	15,46	5,36	10,24	37,20	23,52	7,65
Ca	1,60	5,26	3,69	1,64	3,00	13,00	6,68	3,61
Mg	0,72	2,25	1,49	0,45	0,36	4,30	1,87	1,23
Na	0,00	25,87	18,73	8,35	10,00	40,00	28,39	9,20
K	1,87	6,06	4,40	1,60	3,00	10,59	6,21	1,99
Zn	0,05	0,12	0,09	0,03	0,05	**0,50**	0,13	0,12
Pluv	0,00	168,10	48,71	47,02	0,00	484,00	232,13	154,93
Cianob	41,00	39499,00	8070,59	11736,58	0,00	3696,00	836,03	1039,64
*AQA	1,00	**5,00**	**3,40**	1,35	2,00	**5,00**	**3,82**	0,87

Na tabela acima, destacam-se em **negrito** e sublinhados os valores em desacordo com a resolução CONAMA 357/05 para águas doces de classe 2. Abreviaturas: número de amostras (n), mínimo (Mín.), máximo (Máx.), média (X) e desvio padrão (DP).

Tabela A6 - Estatística descritiva dos dados da Bacia hidrográfica do rio Tabatinga (LEAQ/UFPE) – PE dos anos de 2007 a 2012.

Variáveis	**Período de Estiagem** (n=44)				**Período Chuvoso** (n=12)			
	Mín	Máx.	X	DP.	Mín	Máx.	X	DP.
TH_2O	26,00	33,00	29,52	2,18	26,00	29,00	27,79	0,88
pH	**3,27**	7,90	6,59	0,94	**5,20**	7,00	6,15	0,66
OD	**1,41**	8,87	5,35	1,90	**3,20**	7,88	6,04	1,31
DBO	0,18	**35,00**	2,68	6,74	0,35	1,88	0,94	0,48
NH_3	0,12	0,42	0,15	0,07	0,12	1,90	0,33	0,51
NO_2	0,01	0,04	0,02	0,01	0,01	0,04	0,03	0,01
NO_3	0,40	7,00	2,50	1,94	0,09	6,00	2,96	2,26
P	0,01	**5,06**	**0,64**	0,92	0,01	**4,52**	**1,79**	1,62
Cor	1,00	**91,00**	33,53	21,52	5,00	**171,00**	**79,17**	57,33
Turb	1,60	**425,00**	36,65	97,10	8,70	94,40	43,87	30,97
CE	50,20	321,00	133,62	87,51	50,00	97,50	72,02	14,61
ST	50,60	**585,75**	138,91	89,68	71,00	166,40	111,27	29,62
SDT	41,20	**535,35**	123,38	83,24	47,10	103,80	79,95	19,06
AlcT	0,00	38,08	16,39	10,66	0,00	34,83	10,79	9,52
DT	10,39	54,01	25,38	14,53	12,46	21,96	15,91	3,18
Ca	2,49	15,32	6,61	3,12	4,23	9,75	6,23	1,86
Mg	1,51	18,29	6,74	4,39	1,82	6,06	4,02	1,03
SO_4	0,75	138,08	18,97	27,45	6,00	27,38	18,06	7,31
Na	4,70	64,50	17,60	13,77	4,00	32,61	11,93	10,29
K	0,20	6,97	2,86	2,11	2,40	3,63	2,90	0,43
Cl	4,56	73,74	26,86	17,54	6,35	22,80	11,64	5,46
Fe	0,01	**18,80**	4,17	5,43	0,15	**6,10**	2,94	1,94
Zn	0,01	**0,23**	0,07	0,06	0,01	0,15	0,09	0,05
ColiTerm	3,00	340,00	77,42	58,38	68,44	100,00	84,45	14,15
Pluv	30,00	176,00	96,29	57,65	120,40	539,00	399,47	206,10
*AQA	1,00	**5,00**	**4,48**	1,19	**5,00**	**5,00**	**5,00**	0,00

Na tabela acima, destacam-se em **negrito** e sublinhados os valores em desacordo com a resolução CONAMA 357/05 para águas doces de classe 2. Abreviaturas: número de amostras (n), mínimo (Mín.), máximo (Máx.), média (X) e desvio padrão (DP).

Tabela A7 - Estatística descritiva dos dados da estação IP-90 no Rio Ipojuca (CPRH/APAC) – PE dos anos de 2005 a 2013.

Variável	**Período de Estiagem** (n=27)				**Período Chuvoso** (n=26)			
	Min	Máx.	X	DP.	Min	Máx.	X	DP.
TH_2O	26	31	29,67	1,49	24	30	26,76	1,8
pH	**5,5**	7	6,27	0,36	6,2	8,3	7,02	0,42
OD	**0**	6,1	**1,64**	1,47	**0**	7,8	6	1,76
DBO	0,8	**63,8**	**14,63**	15,07	0,6	**29,3**	3,94	5,49
Turb	15	**250**	38,15	43,68	15	**150**	51,4	34,28
P	**0,11**	**2**	**0,38**	0,39	0,02	**2,1**	**0,32**	0,38
NH_3	0,12	1,8	0,25	0,33	0,12	1,2	0,3	0,3
ST	112	**1536**	254,07	268,45	150	**1106**	290,68	185,35
CE	149	664	264,37	112,1	114	**1351**	440,3	289,79
Pluv	4	321	75,15	73,55	105	578	294,46	138,79
ColiTerm	**1400**	**160000**	**82740,74**	69614,8	800	**160000**	**35457,69**	55361,4
*AQA	**4**	**5**	**4,74**	0,45	**3**	**5**	**4**	0,28
IQA	**18**	52	**34,49**	9,5	**20**	67	51,93	10,26
IET	**60**	**106**	**69,12**	12,37	49	**84,2**	**66,08**	8,54

Na tabela acima, destacam-se em **negrito** e sublinhados os valores em desacordo com a resolução CONAMA 357/05 para águas doces de classe 2. Abreviaturas: número de amostras (n), mínimo (Mín.), máximo (Máx.), média (X) e desvio padrão (DP).

Tabela A8 - Estatística descritiva dos dados do rio Ipojuca (LEAQ/UFPE) – PE dos anos de 2007 a 2012

Variáveis	Rio Ipojuca (N=4)			
	Mín.	Máx.	X	DP.
TH_2O	26,65	32,17	28,13	2,70
pH	**3,60**	6,74	**5,50**	1,45
OD	**1,83**	7,07	**5,36**	2,38
DBO	0,69	**15,17**	**6,57**	6,26
NH_3	0,50	1,00	0,67	0,23
NO_2	0,01	0,05	0,03	0,02
NO_3	0,03	2,50	0,79	1,15
P	0,01	**0,87**	**0,23**	0,43
Cor	26,90	37,00	30,65	4,59
Turb	20,50	38,10	29,95	8,68
CE	171,40	310,00	239,75	77,14
ST	142,40	266,00	222,98	55,20
SDT	114,84	207,70	157,88	48,89
AlcT	0,00	44,28	17,32	19,43
DT	27,00	70,86	56,90	20,39
Ca	12,19	17,88	15,61	2,49
Mg	10,10	27,17	20,11	7,50
SO_4	20,00	53,00	36,03	13,77
Cl	31,06	49,00	40,51	7,53
Na	35,60	46,26	42,47	4,76
K	3,39	6,80	4,33	1,66
ColiTerm	100,00	310,00	240,00	98,99
Pluv.	30,00	120,40	97,80	45,20
*AQA	**3,00**	**5,00**	**4,50**	1,00

Na tabela acima, destacam-se em **negrito** e sublinhados os valores em desacordo com a resolução CONAMA 357/05 para águas doces de classe 2. Abreviaturas: número de amostras (n), mínimo (Mín.), máximo (Máx.), média (X) e desvio padrão (DP).

Tabela A9 - Estatística descritiva dos vinte e seis parâmetros dos dados das Bacias hidrográficas dos rios Utinga de Baixo e Tabatinga (LEAQ/UFPE– PE) do mês de novembro de 2007 (primeira coleta).

Variáveis	Barragem de Utinga (n=3)				Barragem do Bita (n=3)			
	Mín	Máx.	X	DP.	Mín	Máx.	X	DP.
TAr	29,00	30,00	29,67	0,58	30,00	31,00	30,33	0,58
TH_2O	29,00	30,00	29,67	0,58	28,00	30,00	29,33	1,15
pH	6,90	7,00	6,93	0,06	7,10	7,80	7,43	0,35
OD	5,70	6,50	6,10	0,40	**4,40**	6,60	5,87	1,27
DBO	0,21	0,43	0,36	0,13	0,43	2,76	1,49	1,18
NH_3	0,12	0,26	0,21	0,08	0,12	0,26	0,17	0,08
NO_2	0,01	0,01	0,01	0,00	0,01	0,02	0,01	0,01
NO_3	2,00	3,00	2,33	0,58	2,00	4,00	3,00	1,00
P	0,01	0,01	0,01	0,00	0,01	**0,19**	**0,07**	0,10
Cor	41,00	45,00	42,67	2,08	26,00	46,00	38,33	10,79
Turb	1,10	1,80	1,37	0,38	2,00	2,90	2,37	0,47
CE	56,50	56,70	56,60	0,10	103,00	139,10	117,93	18,84
ST	43,25	53,50	49,67	5,59	77,75	121,00	99,17	21,63
SDT	38,75	47,17	43,39	4,28	72,35	112,40	91,33	20,11
AlcT	14,17	16,19	14,84	1,17	18,22	22,26	19,57	2,33
DT	12,46	14,54	13,15	1,20	18,69	22,85	20,77	2,08
Ca	2,49	2,49	2,49	0,00	2,49	4,15	3,32	0,83
Mg	1,52	2,02	1,69	0,29	3,03	3,03	3,03	0,00
SO_4	8,65	11,10	10,05	1,26	11,57	14,37	13,01	1,40
Na	6,70	6,80	6,73	0,06	13,20	17,20	14,83	2,10
K	2,20	2,20	2,20	0,00	3,00	3,70	3,27	0,38
Cl	9,08	9,98	9,38	0,52	16,34	23,60	19,97	3,63
Fe	**0,45**	**1,42**	**0,80**	0,54	**0,68**	**0,92**	**0,77**	0,13
Zn	0,14	0,14	0,14	0,00	0,15	0,17	0,16	0,01
Cla a	1,37	5,19	2,73	2,13	5,16	8,19	6,78	1,53
ColiTerm	20,00	40,00	26,67	11,55	70,00	340,00	166,67	150,44
*AQA	1,00	2,00	1,33	0,58	1,00	**5,00**	**2,33**	2,31

Na tabela acima, destacam-se em **negrito** e sublinhados os valores em desacordo com a resolução CONAMA 357/05 para águas doces de classe 2. Abreviaturas: número de amostras (n), mínimo (Mín.), máximo (Máx.), média (X) e desvio padrão (DP).

Tabela A10 - Estatística descritiva dos trinta e quatro parâmetros dos dados das Bacias hidrográficas dos rios Utinga de Baixo e Tabatinga (LEAQ/UFPE) – PE do mês de fevereiro de 2008 (segunda coleta).

Variáveis	Barragem de Utinga (n=3)				Barragem do Bita (n=3)			
	Mín	Máx.	X	DP.	Mín	Máx.	X	DP.
TAr	28,00	28,00	28,00	0,00	28,00	29,00	28,67	0,58
TH_2O	30,00	32,00	31,00	1,00	32,00	33,00	32,67	0,58
pH	7,00	7,30	7,13	0,15	7,60	7,90	7,77	0,15
OD	6,40	6,70	6,60	0,17	6,00	7,20	6,73	0,64
DBO	0,39	0,77	0,58	0,19	0,19	0,39	0,26	0,12
NO_3	1,50	2,00	1,83	0,29	1,00	2,00	1,50	0,50
P	0,01	0,01	0,01	0,00	0,01	**5,06**	**1,69**	2,92
Cor	6,50	13,70	9,23	3,90	12,60	39,90	22,37	15,22
Turb	2,60	3,10	2,90	0,26	2,90	5,50	4,47	1,38
CE	75,00	78,00	76,67	1,53	287,00	321,00	302,67	17,16
ST	61,80	81,65	71,15	9,97	160,20	178,20	168,47	9,09
SDT	58,80	72,85	66,75	7,21	152,60	170,63	159,63	9,65
AlcT	11,82	14,24	13,16	1,23	31,01	35,86	33,13	2,48
DT	17,66	18,69	18,35	0,59	49,85	54,01	51,24	2,40
Ca	2,49	3,32	2,91	0,42	8,31	11,63	9,42	1,92
Mg	2,96	3,26	3,16	0,17	5,93	9,50	7,91	1,82
SO_4	6,65	6,97	6,86	0,18	7,29	8,80	8,01	0,76
Na	7,40	7,50	7,47	0,06	29,30	31,90	30,40	1,35
K	2,50	2,50	2,50	0,00	6,00	6,20	6,07	0,12
Cl	9,98	9,98	9,98	0,00	47,65	49,92	49,16	1,31
Fe	0,07	**0,34**	0,24	0,15	0,26	**2,08**	**0,91**	1,01
Zn	0,08	0,10	0,09	0,01	0,06	0,10	0,08	0,02
ColiTerm	34,50	42,00	38,43	3,76	68,44	94,14	79,53	13,21
Aphanocapsa	0,00	1214,00	570,00	610,37	0,00	0,00	0,00	0,00
Chroococcus	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	24,00	8,00	13,86
Eucapsis	0,00	36,00	12,00	20,78	0,00	2185,00	728,33	1261,51
Geitlerinema	0,00	120,00	40,00	69,28	0,00	0,00	0,00	0,00
Gomphospaeria	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2736,00	912,00	1579,63
Merismopedia	0,00	372,00	124,00	214,77	0,00	876,00	292,00	505,76
Planktolyngbya	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	84,00	28,00	48,50
Rhabdoderma	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	773,00	257,67	446,29
Synechococcus	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	120,00	40,00	69,28
Synechocystis	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2003,00	667,67	1156,43
Transp	2,00	2,00	2,00	0,00	0,90	1,00	0,95	0,05
*AQA	1,00	1,00	1,00	0,00	1,00	**5,00**	**2,33**	2,31

Na tabela acima, destacam-se em **negrito** e sublinhados os valores em desacordo com a resolução CONAMA 357/05 para águas doces de classe 2. Número de amostras (n), mínimo (Mín.), máximo (Máx.), média (X) e desvio padrão (DP).

Tabela A11 - Estatística descritiva dos nove parâmetros dos dados do monitoramento dos rios Utinga de Baixo, Tabatinga e Ipojuca (LEAQ/UFPE e CPRH) – PE dos anos de 2005 a 2013.

Variáveis	Rios Utinga, Tabatinga e Ipojuca (n=223)			
	Mín	Máx.	X	DP.
TH_2O	24,00	33,00	28,99	2,09
pH	**3,27**	8,30	6,57	0,68
OD	**0,00**	8,87	5,43	2,10
DBO	0,10	**63,80**	3,42	7,60
NH_3	0,12	1,90	0,19	0,20
P	0,01	**5,06**	**0,35**	0,70
Turb	0,40	**425,00**	25,69	57,54
ST	40,25	**1106,00**	129,40	108,99
ColiTerm	1,00	**160000,00**	**12578,44**	38734,63

Na tabela acima, destacam-se em **negrito** e sublinhados os valores em desacordo com a resolução CONAMA 357/05 para águas doces de classe 2. Abreviaturas: número de amostras (n), mínimo (Mín.), máximo (Máx.), média (X) e desvio padrão (DP).

Tabela A12 - Estatística descritiva dos oito parâmetros dos dados do monitoramento dos rios Utinga de Baixo e Tabatinga (LEAQ/UFPE, CPRH e COMPESA) – PE dos anos de 2005 a 2013.

Variáveis	Rios Utinga de Baixo e Tabatinga (n = 103)			
	Mín	Máx.	X	DP.
pH	**5,50**	8,20	6,93	0,40
NH_3	0,01	0,93	0,12	0,15
NO_2	0,01	0,09	0,03	0,02
NO_3	0,05	2,00	0,19	0,39
P	0,01	**5,06**	**0,11**	0,50
Turb	1,60	95,80	10,21	11,91
CE	35,30	321,00	95,21	64,26
Cianob	0,00	**87939,00**	9261,03	13410,06

Na tabela acima, destacam-se em **negrito** e sublinhados os valores em desacordo com a resolução CONAMA 357/05 para águas doces de classe 2. Abreviaturas: número de amostras (n), mínimo (Mín.), máximo (Máx.), média (X) e desvio padrão (DP).

APÊNDICE B - GRÁFICOS DAS SÉRIES TEMPORAIS DAS VARIÁVEIS PREDITORAS PARA UM PERÍODO DE OITO ANOS (FEVEREIRO DE 2005 A OUTUBRO DE 2013)

Figura B1 - Evolução temporal da *Clorofila a* no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013.

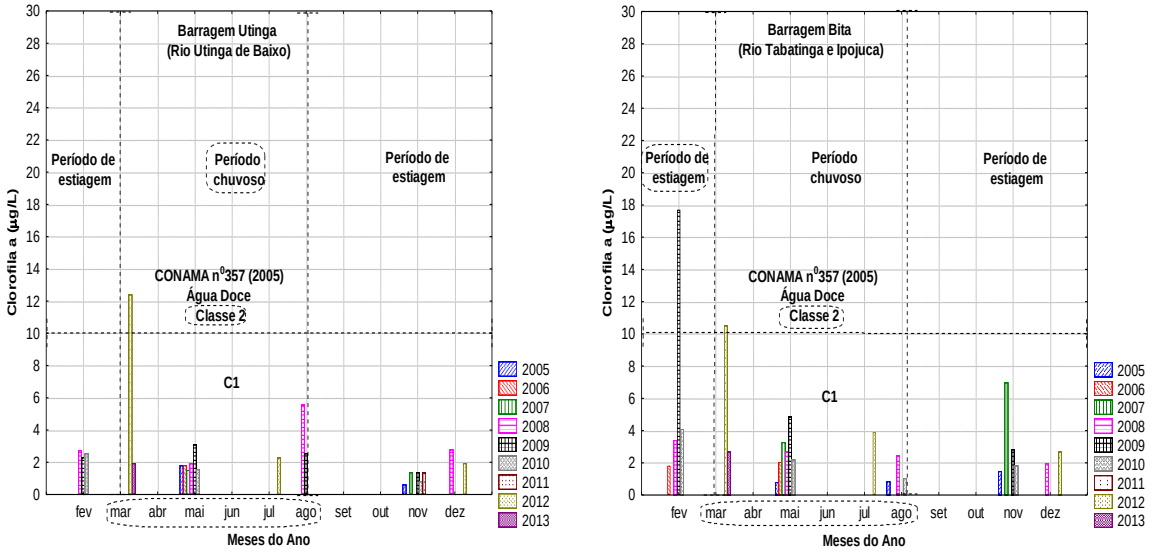


Figura B2 - Evolução temporal da Densidade de *Cianobactéria* no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013.

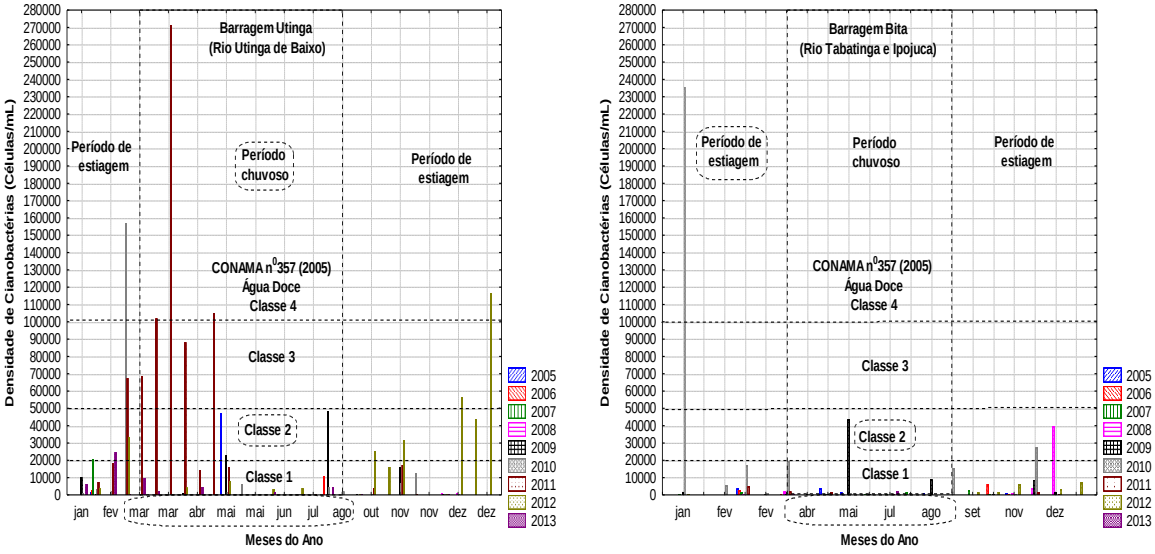
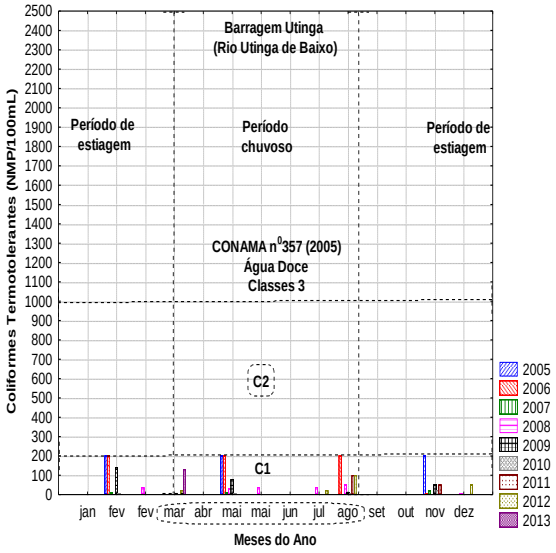
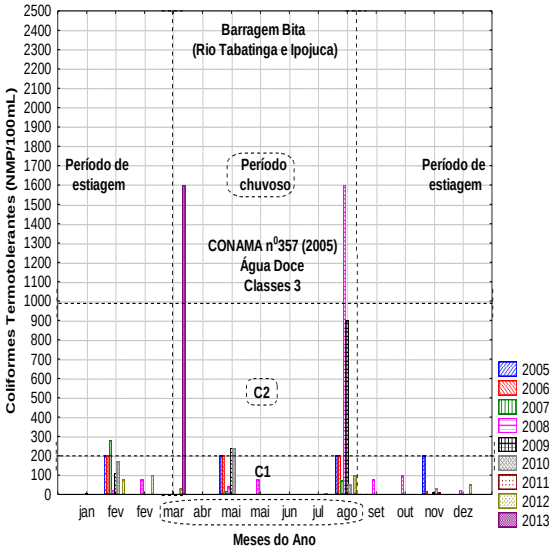


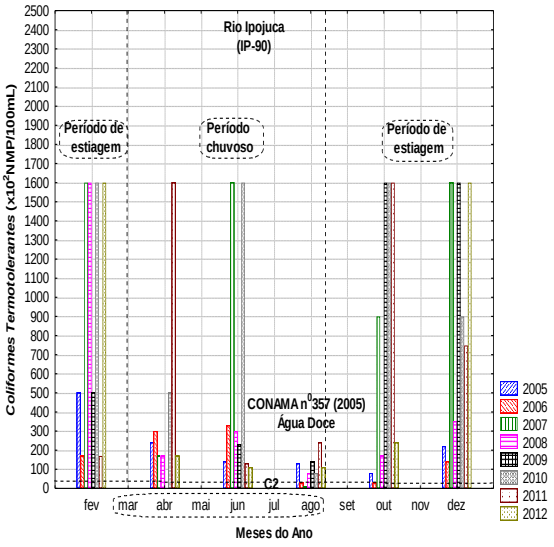
Figura B3 - Evolução temporal dos *Coliformes Termotolerantes* no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013.



(a)

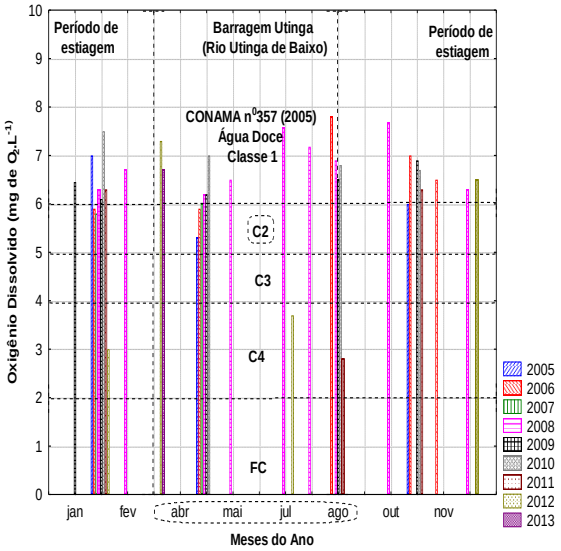


(b)

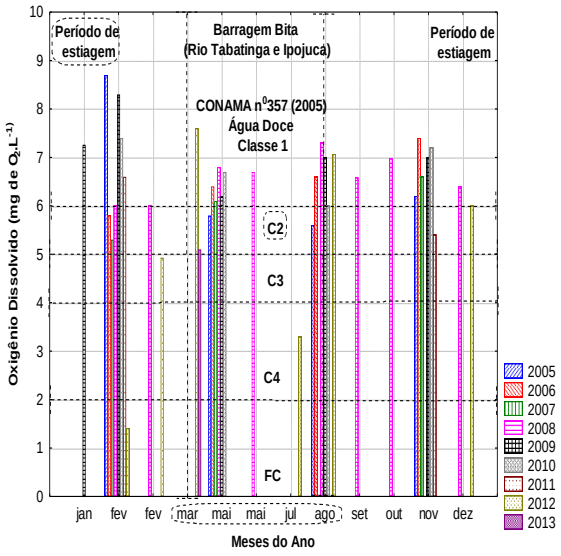


(c)

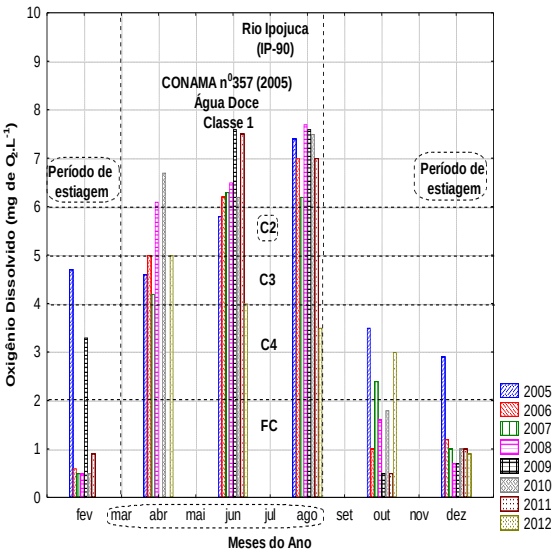
Figura B4 - Evolução temporal do Oxigênio Dissolvido no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013.



(a)

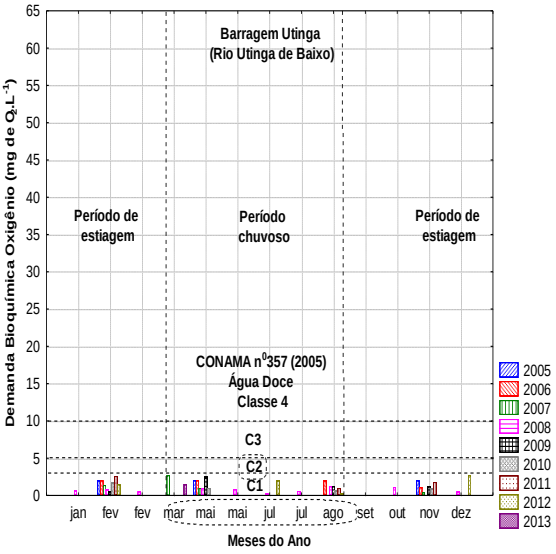


(b)

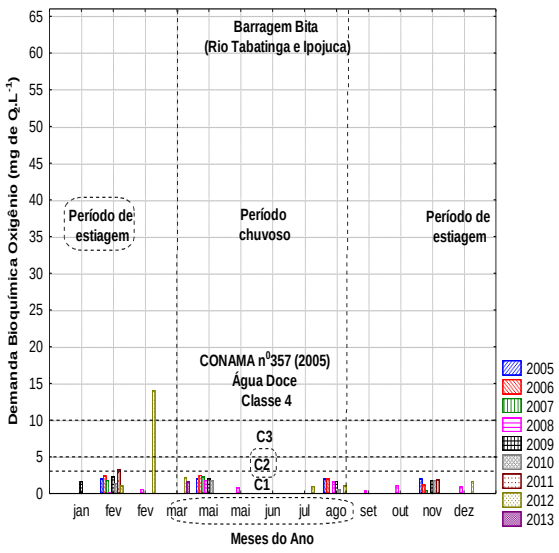


(c)

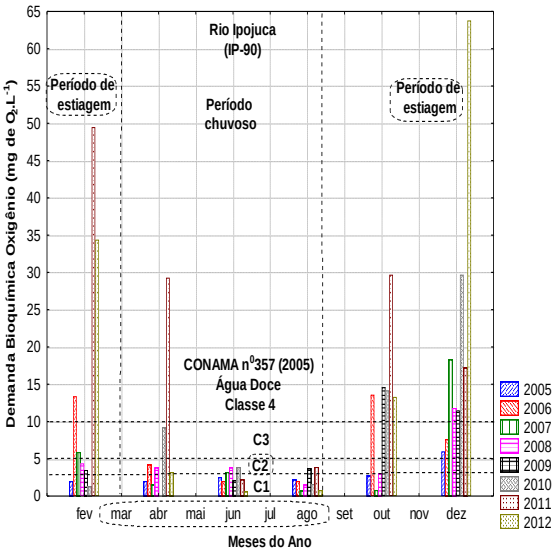
Figura B5 - Evolução temporal da Demanda Bioquímica de Oxigênio no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013.



(a)



(b)



(c)

Figura B6 - Evolução temporal do Potencial Hidrogeniônico no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013.

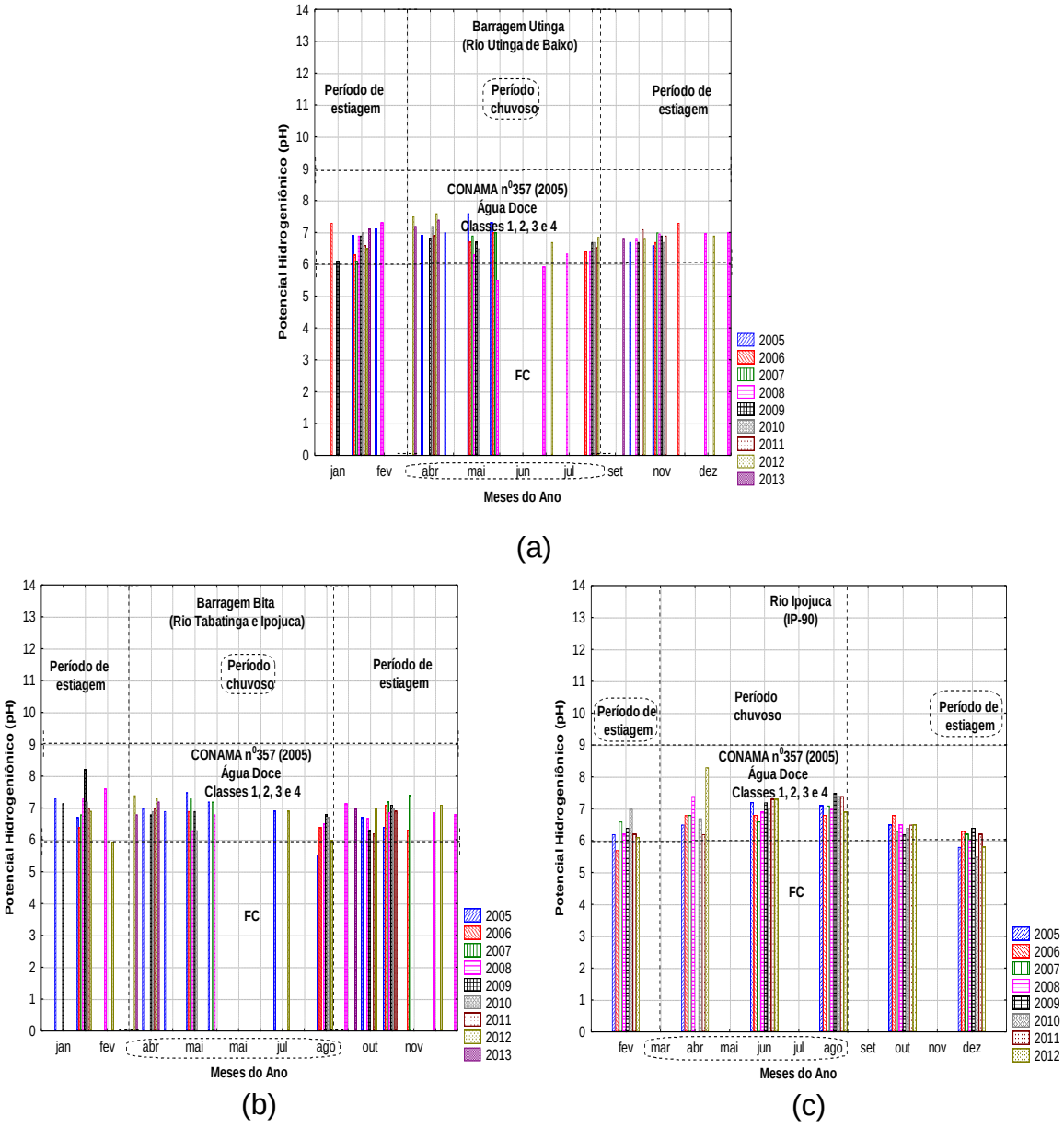


Figura B7 - Evolução temporal da Turbidez no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013.

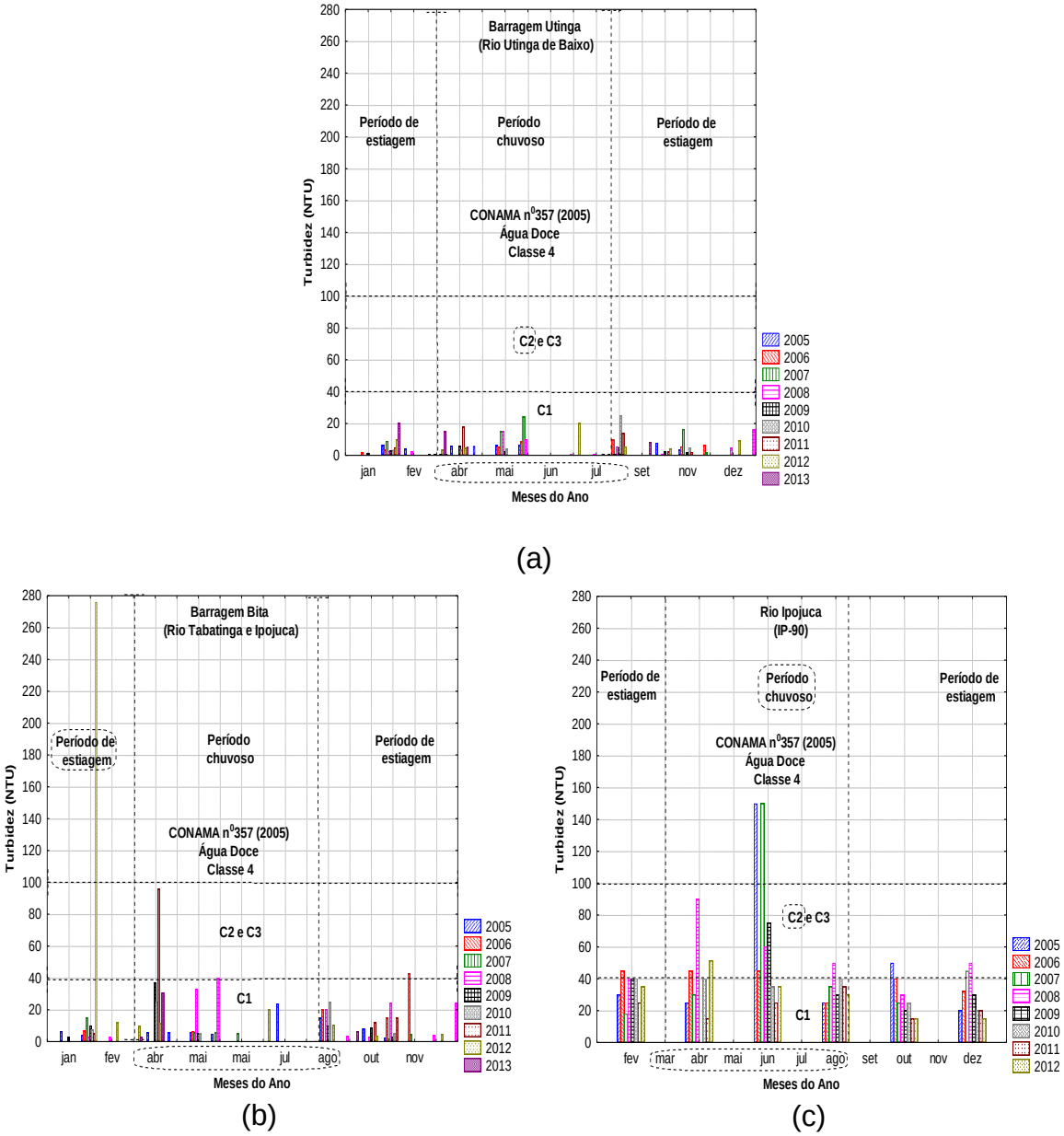
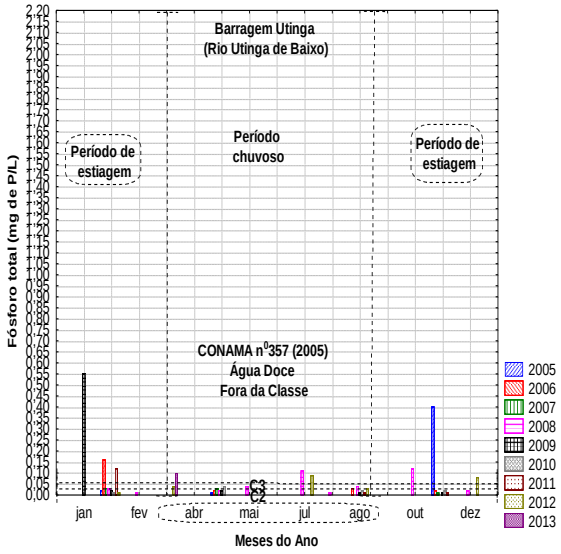
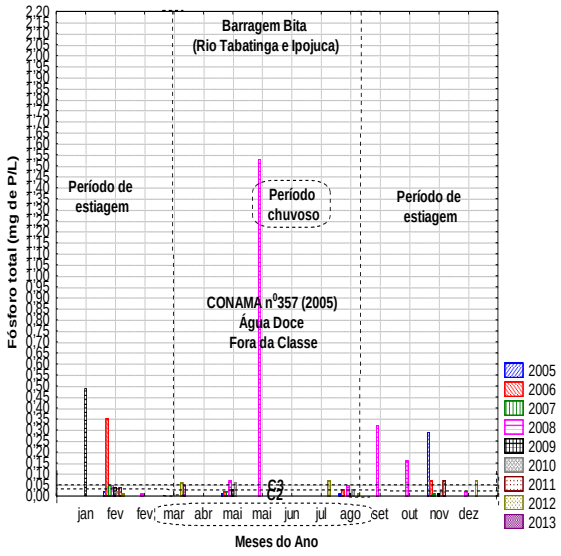


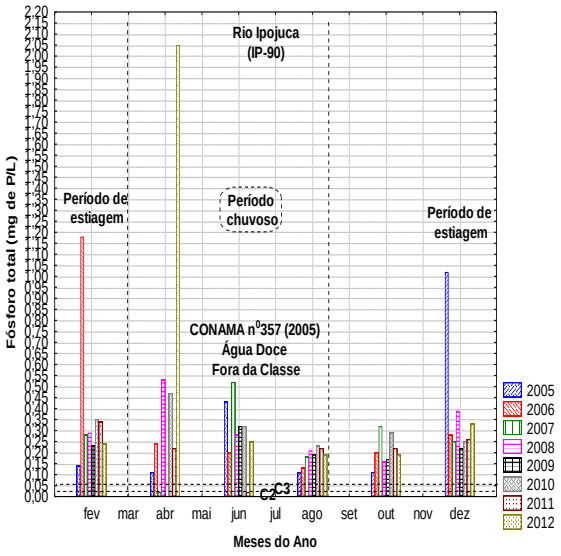
Figura B8 - Evolução temporal do Fósforo Total no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013.



(a)



(b)



(c)

Figura B9 - Evolução temporal dos Sólidos Totais no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013.

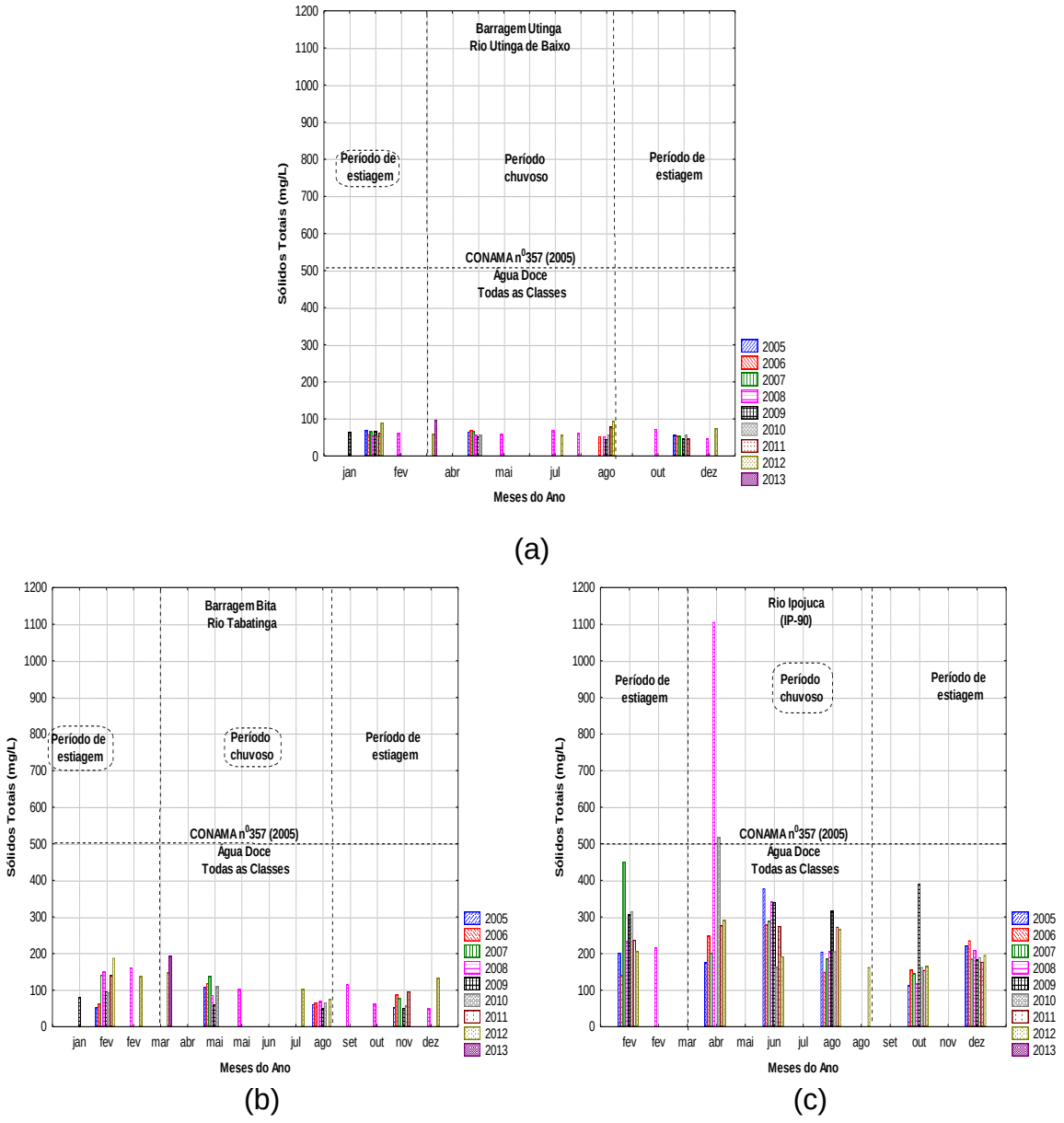
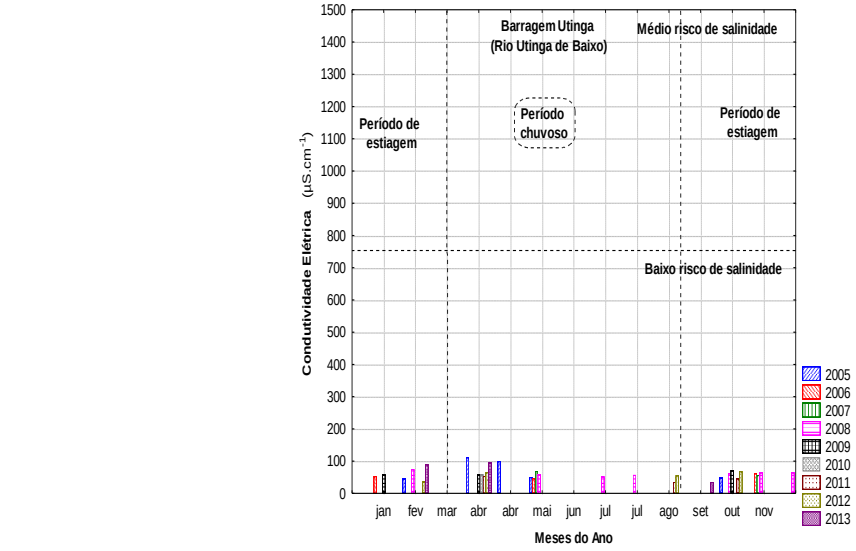
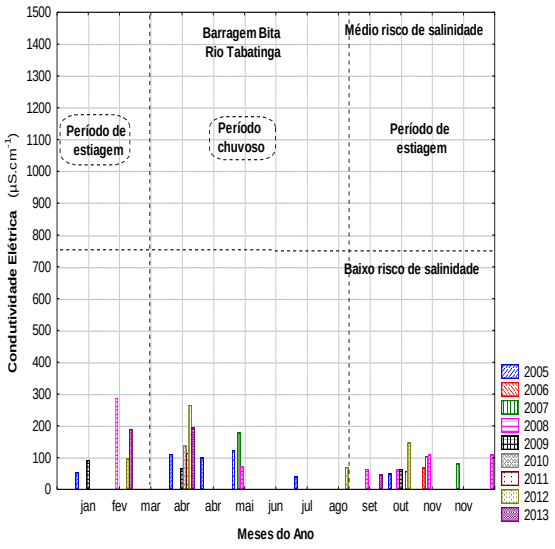


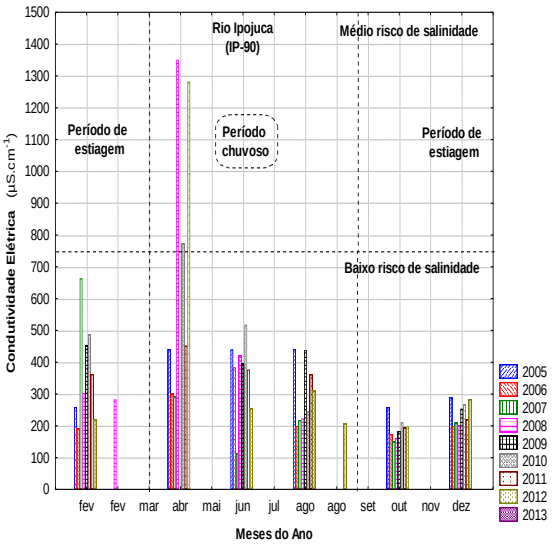
Figura B10 - Evolução temporal da Condutividade Elétrica no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013.



(a)

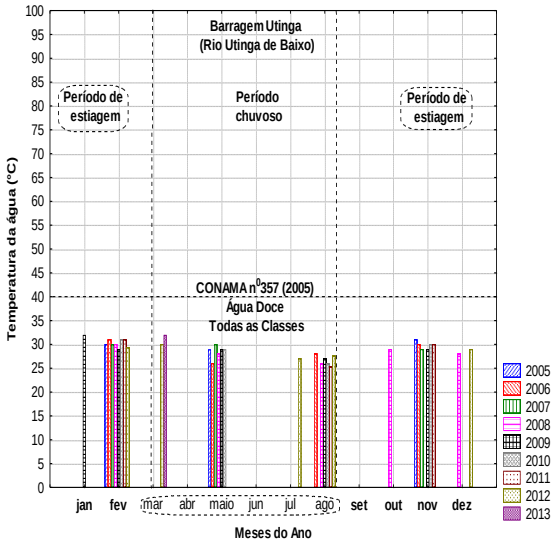


(b)

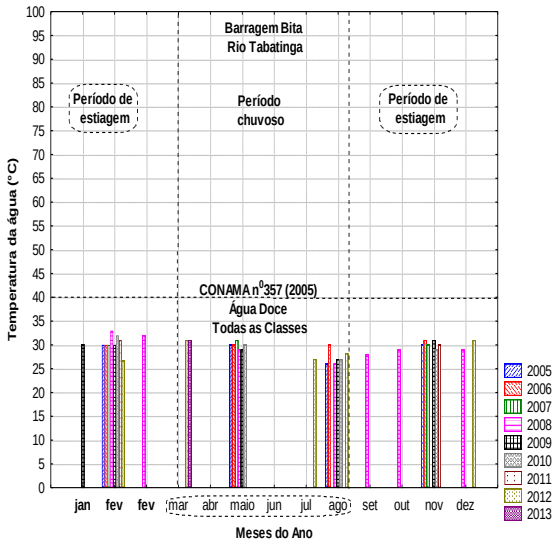


(c)

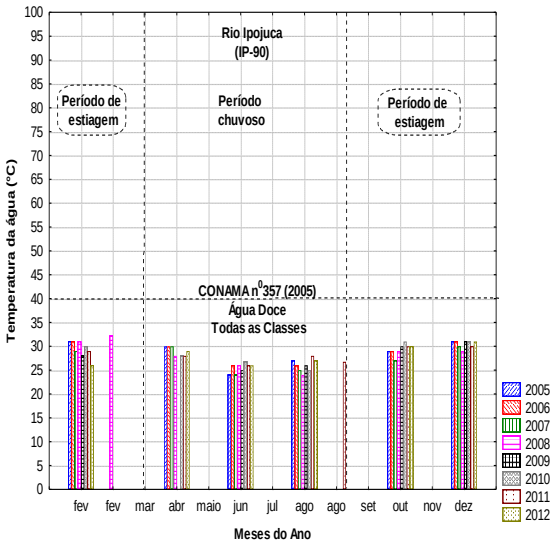
Figura B11 - Evolução temporal da Temperatura da Água no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo, (b) Tabatinga e (c) Ipojuca, no período 2005-2013.



(a)



(b)



(c)

Figura B12 - Evolução temporal do Nitrogênio (somatório dos teores de amônia, nitrito e nitrato) no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013.

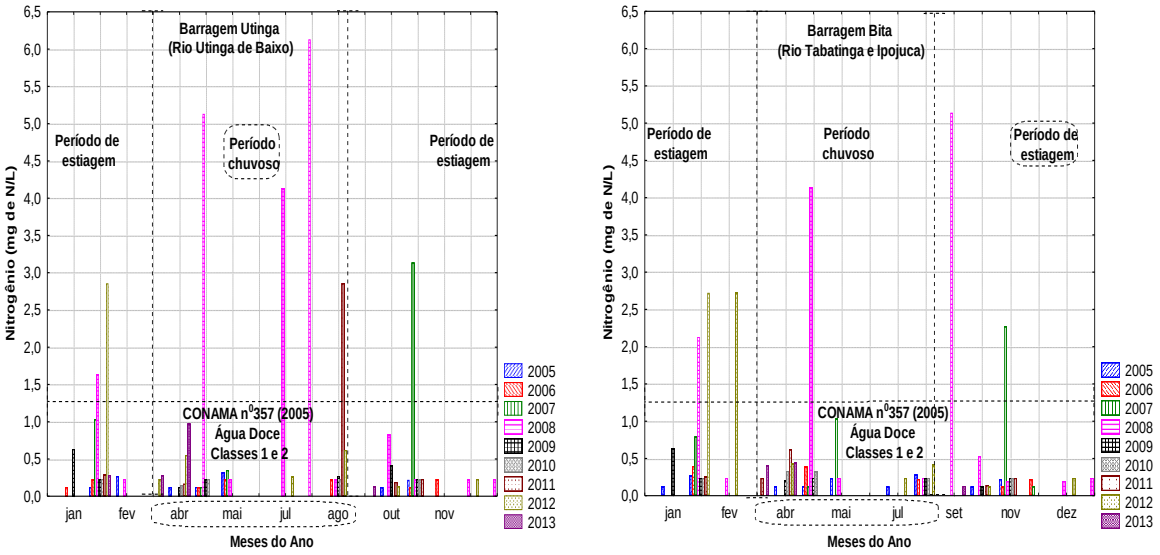


Figura B13 - Evolução temporal do Ferro Total no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013.

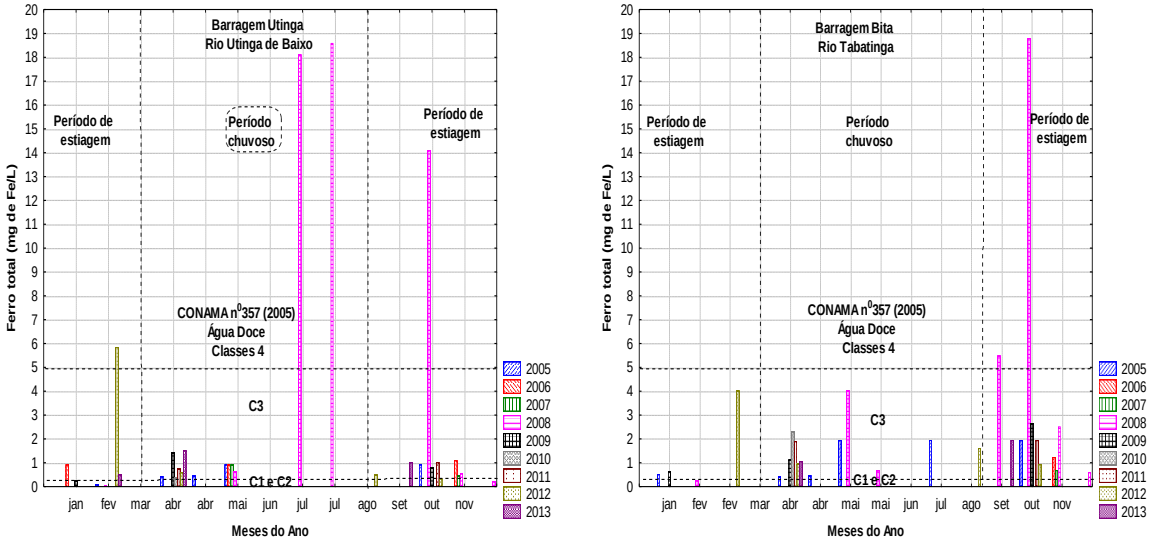


Figura B14 - Evolução temporal do Zinco Total no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013.

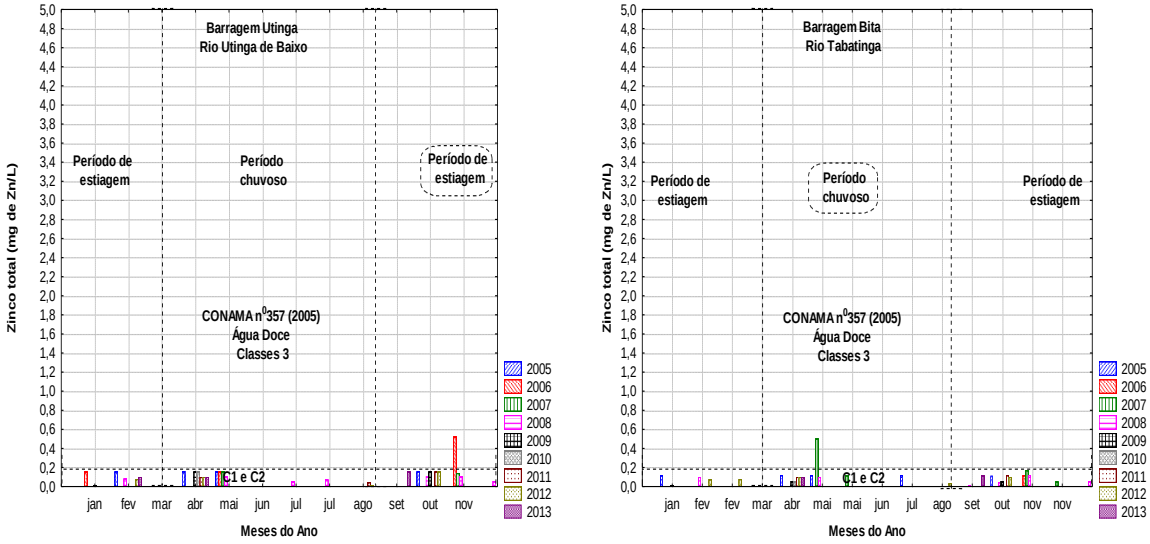


Figura B15 - Evolução temporal do Sulfato Total no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013.

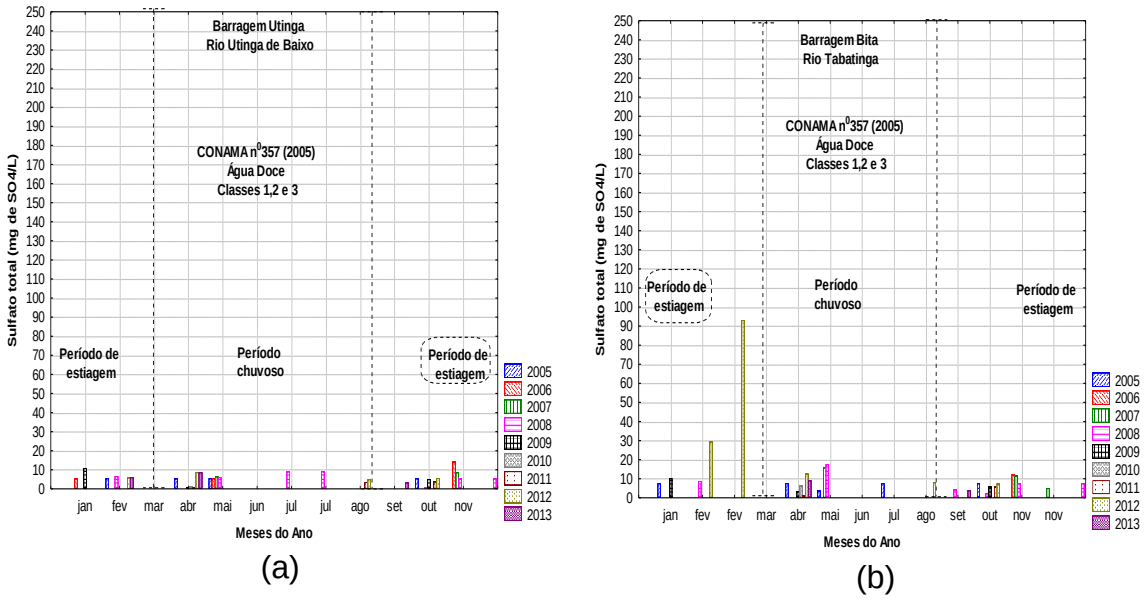
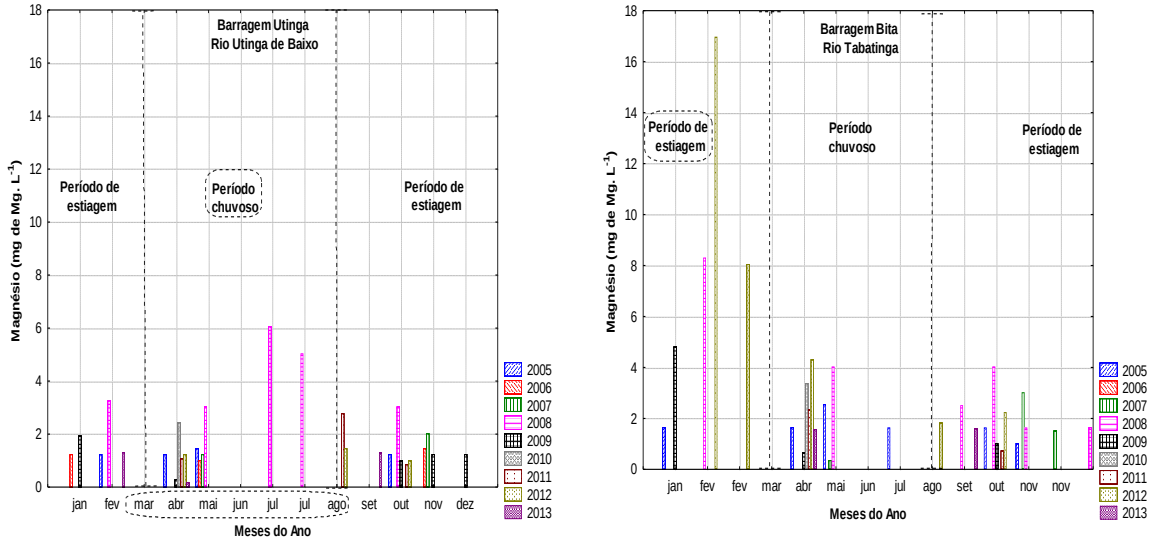
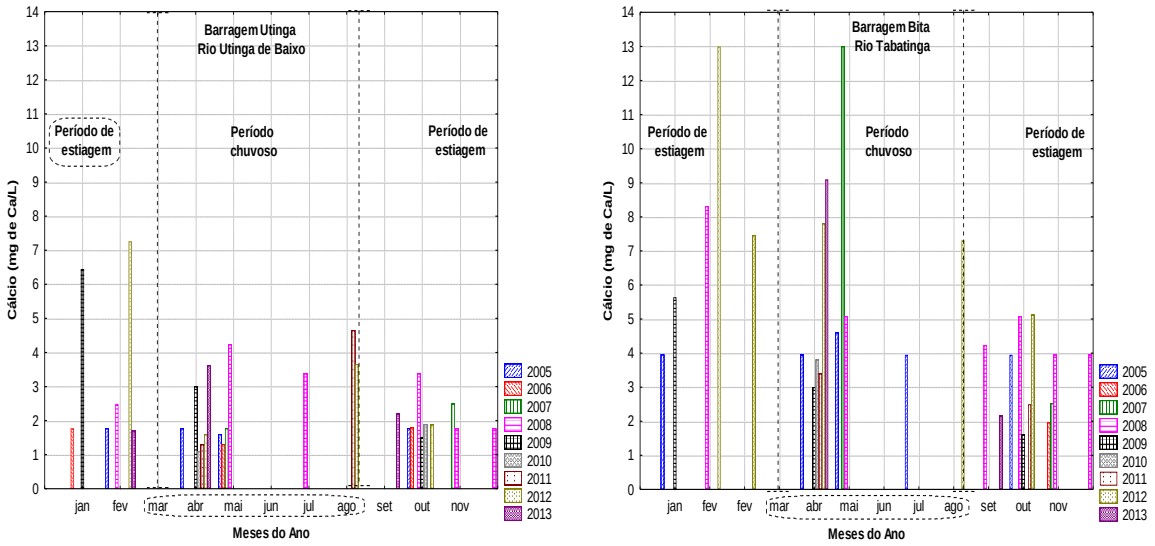


Figura B16 - Evolução temporal do Magnésio no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013.



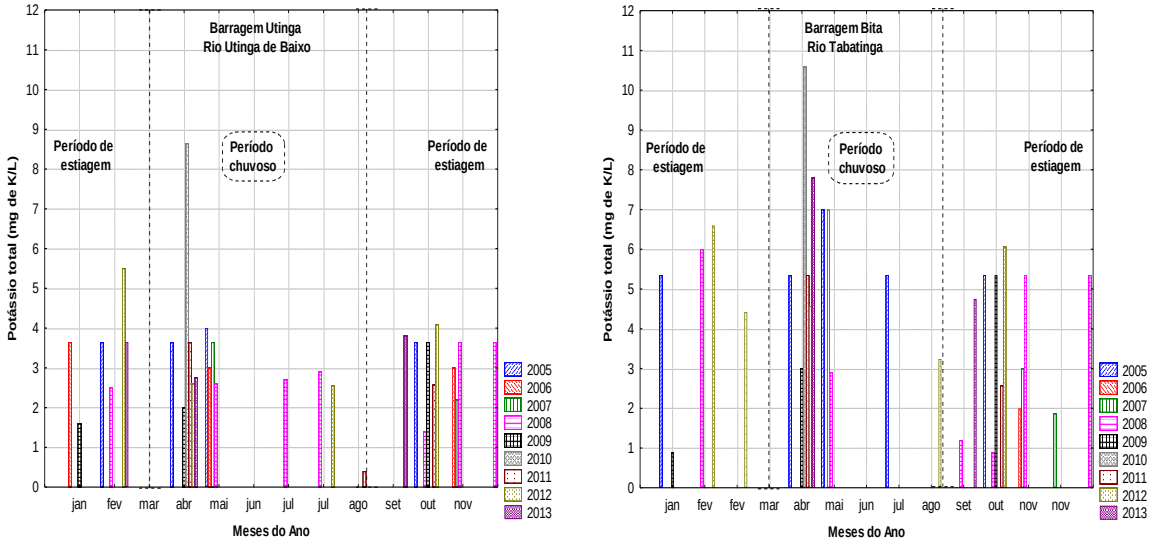
(a) (b)

Figura B17 - Evolução temporal do Cálcio no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013.



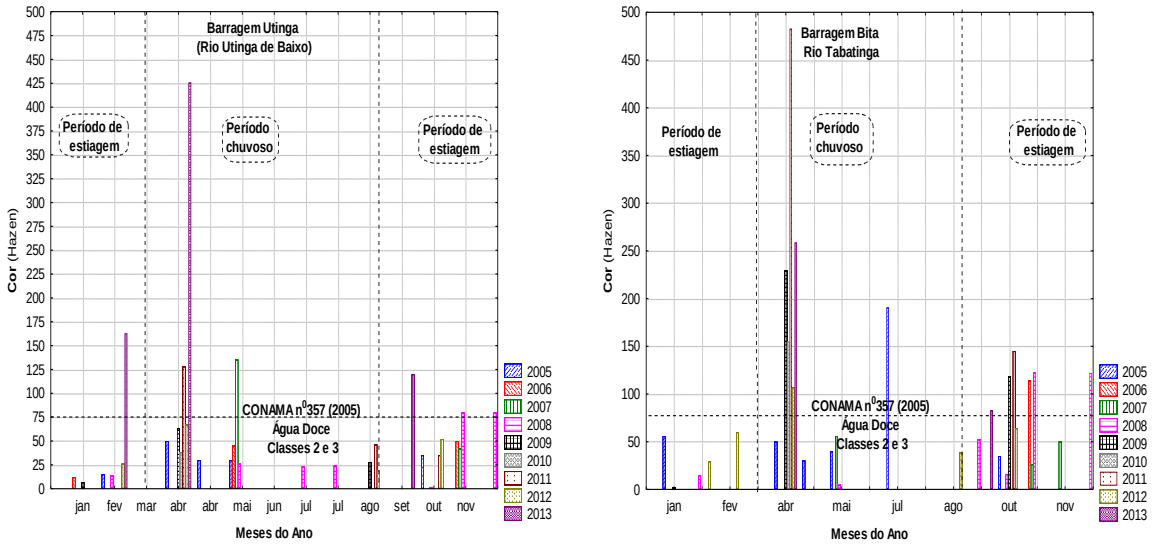
(a) (b)

Figura B18 - Evolução temporal do Potássio no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013.



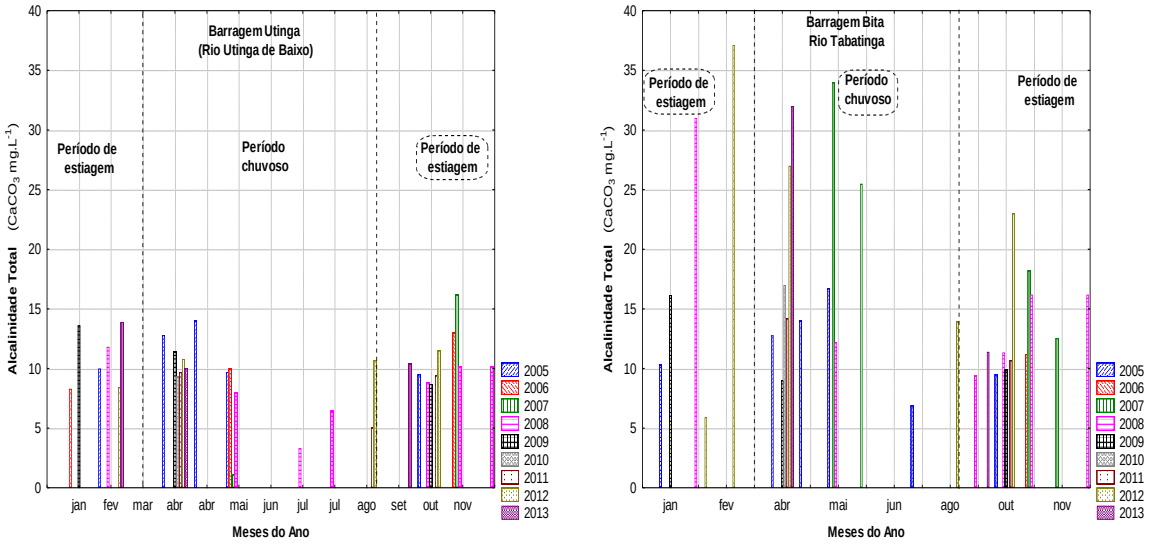
(a) (b)

Figura B19 - Evolução temporal da Cor no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013.



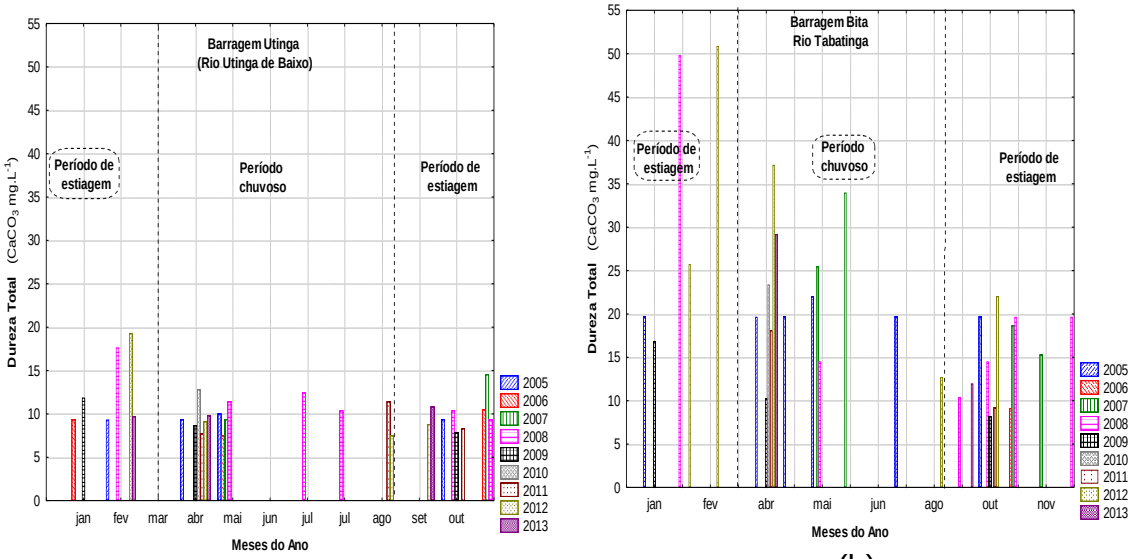
(a) (b)

Figura B20 - Evolução temporal da Alcalinidade Total no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013.



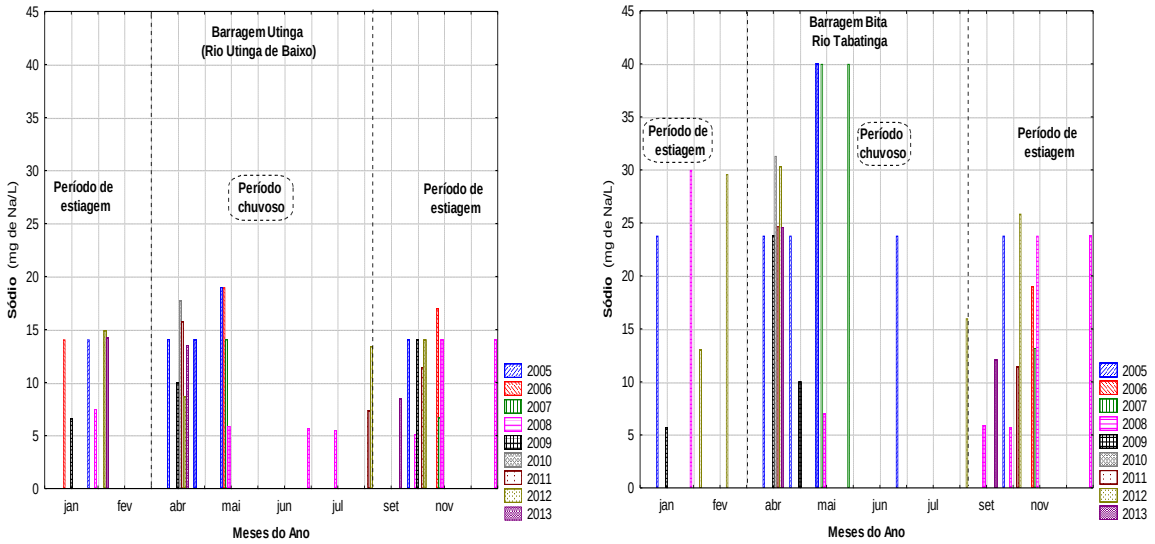
(a) (b)

Figura B21 - Evolução temporal da Dureza Total no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013.



(a) (b)

Figura B22 - Evolução temporal do Sódio no ponto de captação da água nos mananciais de (a) Utinga de Baixo e (b) Tabatinga, no período 2005-2013.



APÊNDICE C - PREVISÕES E AUTOVETORES DAS AMOSTRAS NA COMPONENTE PRINCIPAL 1

Tabela C1 - Planilha dos Resultados da Comparação das previsões e Cargas das amostras de água das barragens de Utinga e Bita, e rio Ipojuca na Componente Principal 1 segundo 9 parâmetros ambientais com os dados do LEAQ/UFPE e CPRH dos anos de 2005 a 2013 (Continua).

Amostras	Previsões		
	QA(Alvo)	QA(Saída)	Carga da CP1
BT4P out08	PE	**OT**	1,52
BT1S fev05	OT	OT	1,48
BT1S fev09	AC	**OT**	1,41
BT4S out08	PE	**OT**	1,34
BT2S set08	PE	**OT**	1,30
UT1S fev10	OT	OT	1,26
BT2P jan09	PE	**OT**	1,24
UT4S out08	OT	OT	1,23
UT1S out08	PE	**OT**	1,22
UT3P out08	RU	**OT**	1,20
UT1S mar12	AC	**OT**	1,19
UT1,5E jul08	RU	**OT**	1,16
UT2S out08	PE	**OT**	1,16
BT3S ago12	PE	**OT**	1,16
BT1S nov09	OT	OT	1,15
UT1S ago06	BO	**OT**	1,15
UT3D jul08	PE	**OT**	1,14
BT1S fev10	OT	OT	1,14
UT1S nov09	OT	OT	1,13
BT1S nov10	BO	**OT**	1,13
UT1S fev08	OT	OT	1,13
UT3S fev08	OT	OT	1,12
UT1E jul08	PE	**OT**	1,12
UT2E jul08	RU	**OT**	1,11
UT1S nov06	OT	OT	1,10
BT1S nov07	OT	OT	1,10
UT1P jan09	PE	**OT**	1,09
BT1S jan09	PE	**OT**	1,09
UT1S nov07	OT	OT	1,08
UT1S mai10	AC	**OT**	1,06
UT1S ago12	BO	**OT**	1,06
BT1S out08	PE	**OT**	1,06
UT4S jul08	PE	**OT**	1,05
BT2S fev08	OT	OT	1,05
UT4S mai08	PE	**OT**	1,05
UT1S nov10	OT	OT	1,04
BT2S out08	PE	**OT**	1,04
UT2P nov07	OT	OT	1,03

Tabela C1 - Planilha dos Resultados da Comparação das previsões e Cargas das amostras de água das barragens de Utinga e Bita, e rio Ipojuca na Componente Principal 1 segundo 9 parâmetros ambientais com os dados do LEAQ/UFPE e CPRH dos anos de 2005 a 2013 (Continuação).

Amostras	Previsões		
	QA(Alvo)	QA(Saída)	Carga da CP1
UT3S nov07	OT	OT	1,02
BT1S ago09	BO	**OT**	1,02
UT1S dez08	OT	OT	1,02
UT3E jul08	RU	**OT**	1,02
UT3S out08	PE	**OT**	1,02
UT1S fev05	OT	OT	1,02
UT1S fev08	BO	**OT**	1,01
UT1D jul08	PE	**OT**	1,01
BT1S nov06	RU	**BO**	0,99
BT1S dez08	OT	**BO**	0,99
UT3S ago12	PE	**BO**	0,98
BT2S jan09	PE	**BO**	0,98
UT1P jul08	PE	**BO**	0,98
UT1S ago08	AC	**BO**	0,97
UT2S fev08	OT	**BO**	0,97
UT1S ago09	OT	**BO**	0,97
UT3S mai08	PE	**BO**	0,97
BT3P out08	PE	**BO**	0,96
BT1S mar12	RU	**BO**	0,96
UT1S nov11	OT	**BO**	0,96
UT2S jan09	PE	**BO**	0,94
UT3M out08	PE	**BO**	0,94
UT1S ago10	OT	**BO**	0,93
BT2S nov07	OT	**BO**	0,93
BT1S ago08	AC	**BO**	0,92
UT1S mar13	RU	**BO**	0,92
UT3P nov07	OT	**BO**	0,91
UT3M jan09	PE	**BO**	0,91
BT1S ago12	PE	**BO**	0,91
UT2S nov07	BO	BO	0,91
UT2M fev08	OT	**BO**	0,91
UT1S fev09	OT	**BO**	0,90
UT3P jul08	PE	**BO**	0,89
UT1S jan09	PE	**BO**	0,89
UT1P nov07	BO	BO	0,89
BT1S set08	PE	**BO**	0,87
BT3S set08	PE	**BO**	0,87
BT1S mai09	BO	BO	0,83
UT2M jan09	PE	**BO**	0,83
UT2P jan09	PE	**BO**	0,83
UT1S mai09	OT	**BO**	0,82

Tabela C1 - Planilha dos Resultados da Comparação das previsões e Cargas das amostras de água das barragens de Utinga e Bita, e rio Ipojuca na Componente Principal 1 segundo 9 parâmetros ambientais com os dados do LEAQ/UFPE e CPRH dos anos de 2005 a 2013 (Continuação).

Amostras	Previsões		
	QA(Alvo)	QA(Saída)	Carga da CP1
UT1S mai07	BO	BO	0,81
UT1S fev11	PE	**BO**	0,81
BT1S nov05	PE	**BO**	0,80
UT1S dez12	RU	**BO**	0,80
UT2S mai08	PE	**BO**	0,79
BT1S ago06	BO	BO	0,79
UT4S fev08	BO	BO	0,79
UT1S mai08	OT	**BO**	0,77
UT1M jul08	RU	**BO**	0,77
UT1S nov05	PE	**BO**	0,77
BT1M jan09	PE	**BO**	0,77
UT1S mai08	PE	**BO**	0,75
BT1S mai10	RU	**BO**	0,74
BT1S fev08	OT	**BO**	0,74
BT4S ago12	PE	**BO**	0,73
UT3P jan09	PE	**BO**	0,73
BT1S ago10	BO	BO	0,72
UT1S fev06	PE	**BO**	0,71
BT2S ago12	PE	**BO**	0,71
BT1S fev08	AC	**BO**	0,71
UT1S mai05	BO	BO	0,71
UT1M fev08	BO	BO	0,70
BT2M set08	PE	**BO**	0,70
UT1S fev07	BO	BO	0,69
UT1P out08	PE	**BO**	0,69
UT3S jan09	PE	**BO**	0,69
BT2S mai08	PE	**BO**	0,67
BT1S mai06	OT	**BO**	0,67
BT1S mai07	OT	**BO**	0,67
BT1S mai08	RU	**BO**	0,66
UT1S mai06	BO	BO	0,66
BT1S mai08	PE	**BO**	0,65
UT4S jan09	PE	**BO**	0,65
BT1S mai05	BO	BO	0,64
BT1S fev11	AC	**BO**	0,63
UT3P fev08	AC	**BO**	0,63
BT1S dez12	RU	**BO**	0,63
BT1S fev06	PE	**BO**	0,62
UT4S nov07	BO	BO	0,61
BT3S fev08	PE	**BO**	0,60
UT2S ago12	PE	**BO**	0,57

Tabela C1 - Planilha dos Resultados da Comparação das previsões e Cargas das amostras de água das barragens de Utinga e Bita, e rio Ipojuca na Componente Principal 1 segundo 9 parâmetros ambientais com os dados do LEAQ/UFPE e CPRH dos anos de 2005 a 2013 (Continuação).

Amostras	Previsões		
	QA(Alvo)	QA(Saída)	Carga da CP1
UT3M fev08	BO	BO	0,55
IP-90 ago06	PE	**BO**	0,54
UT2P out08	PE	**BO**	0,54
IP-90 ago05	PE	**BO**	0,54
BT4S set08	PE	**BO**	0,53
BT1P jan09	PE	**BO**	0,52
UT2P fev08	AC	**BO**	0,52
BT1S nov11	RU	**BO**	0,50
BT2P nov07	PE	**BO**	0,46
IP-90 ago10	PE	**BO**	0,44
BT2P fev08	PE	**BO**	0,40
BT1S ago05	PE	**BO**	0,40
IP-90 ago08	PE	**BO**	0,39
IP-90 ago07	PE	**BO**	0,36
BT1S fev07	AC	**BO**	0,35
BT2P out08	PE	**BO**	0,35
BT1M set08	PE	**BO**	0,27
BT3S nov07	PE	**BO**	0,25
BT1M fev08	AC	**BO**	0,24
UT1M mai08	PE	**BO**	0,23
BT2M mai08	PE	**BO**	0,23
BT1P out08	PE	**BO**	0,23
IP-90 jun11	PE	**BO**	0,19
BT1P nov07	RU	**BO**	0,19
BT3M set08	PE	**BO**	0,17
BT1S mar13	AC	**BO**	0,17
BT1S fev12	PE	**BO**	0,15
EM2 ago12	PE	**BO**	0,15
IP-90 ago09	PE	**BO**	0,12
UT1S jul12	RU	**BO**	0,11
UT3S ago11	RU	**BO**	0,02
BT3S mai08	PE	**AC**	-0,01
UT2S ago11	RU	**AC**	-0,02
EM3 ago12	AC	AC	-0,03
BT1S jul12	RU	**AC**	-0,05
BT2S fev12	PE	**AC**	-0,08
UT1S fev12	RU	**AC**	-0,08
UT2S fev12	RU	**AC**	-0,09
UT1S ago11	RU	**AC**	-0,14
BT3S jan09	PE	**AC**	-0,14
IP-90 jun09	PE	**AC**	-0,14

Tabela C1 - Planilha dos Resultados da Comparação das previsões e Cargas das amostras de água das barragens de Utinga e Bita, e rio Ipojuca na Componente Principal 1 segundo 9 parâmetros ambientais com os dados do LEAQ/UFPE e CPRH dos anos de 2005 a 2013 (Continuação).

Amostras	Previsões		
	QA(Alvo)	QA(Saída)	Carga da CP1
BT4S mai08	PE	**AC**	-0,16
IP-90 jun06	PE	**AC**	-0,18
IP-90 ago11	PE	**AC**	-0,20
BT3P set08	PE	**AC**	-0,24
IP-90 ago12	PE	**AC**	-0,25
IP-90 jun12	PE	**AC**	-0,33
BT1P fev08	RU	**AC**	-0,34
IP-90 abr07	PE	**AC**	-0,35
IP-90 abr05	PE	**AC**	-0,38
EM1 ago12	PE	**AC**	-0,39
BT2P mai08	PE	**AC**	-0,40
IP-90 out05	PE	**AC**	-0,42
UT1P fev08	PE	**AC**	-0,46
IP-90 abr12	PE	**AC**	-0,48
BT4S jan09	PE	**AC**	-0,48
BT4S fev12	PE	**AC**	-0,54
BT1P mai08	PE	**AC**	-0,56
BT1M mai08	PE	**AC**	-0,56
BT2P set08	PE	**AC**	-0,62
UT4S ago12	PE	**AC**	-0,63
BT1P set08	PE	**AC**	-0,72
UT4S ago11	PE	**AC**	-0,74
IP-90 out08	PE	**AC**	-0,76
IP-90 abr06	PE	**AC**	-0,82
IP-90 jun08	PE	**AC**	-0,83
IP-90 fev05	PE	**AC**	-0,84
BT3S fev12	PE	**AC**	-0,85
IP-90 out12	PE	**RU**	-1,19
IP-90 jun05	PE	**RU**	-1,25
IP-90 dez05	PE	**RU**	-1,34
UT3S fev12	PE	**RU**	-1,40
BT4S fev08	PE	**RU**	-1,58
IP-90 dez06	PE	**RU**	-1,58
IP-90 out07	PE	**RU**	-1,70
IP-90 fev09	PE	**RU**	-1,71
IP-90 out06	PE	**RU**	-1,76
IP fev08	PE	**RU**	-1,86
BT2S fev12	PE	**RU**	-1,87
UT4S fev12	PE	**RU**	-1,88
IP-90 jun10	PE	**RU**	-1,88
IP-90 abr10	PE	**RU**	-1,94

Tabela C1 - Planilha dos Resultados da Comparação das previsões e Cargas das amostras de água das barragens de Utinga e Bita, e rio Ipojuca na Componente Principal 1 segundo 9 parâmetros ambientais com os dados do LEAQ/UFPE e CPRH dos anos de 2005 a 2013 (Conclusão).

Amostras	Previsões		
	QA(Alvo)	QA(Saída)	Carga da CP1
IP-90 fev06	PE	PE	-2,01
IP-90 dez08	PE	PE	-2,49
BT1S fev12	PE	PE	-2,85
IP-90 jun07	PE	PE	-2,88
IP-90 dez11	PE	PE	-3,00
IP-90 abr08	PE	PE	-3,40
IP-90 fev08	PE	PE	-3,57
IP-90 fev10	PE	PE	-3,62
BT3S fev12	PE	PE	-3,63
IP-90 out10	PE	PE	-3,65
BT2S fev12	PE	PE	-3,73
IP-90 dez09	PE	PE	-3,83
IP-90 dez10	PE	PE	-4,17
IP-90 dez07	PE	PE	-4,33
IP-90 fev07	PE	PE	-4,35
IP-90 fev11	PE	PE	-4,68
IP-90 out09	PE	PE	-4,77
IP-90 out11	PE	PE	-4,93
IP-90 abr11	PE	PE	-5,51
IP-90 fev12	PE	PE	-5,75
IP-90 dez12	PE	PE	-7,34

Tabela C2 - Planilha dos Resultados da Comparação das previsões e das Cargas das amostras de água das barragens de Utinga e Bita na Componente Principal 1 segundo 8 parâmetros ambientais com os dados do LEAQ/UFPE, CPRH e COMPESA dos anos de 2005 a 2013 (Continua).

Amostras	Previsões		
	QA(Alvo)	QA(Saída)	Carga da CP1
BT1S ago05	PE	**OT**	2,61
UT1S fev07	BO	**OT**	2,47
BT1S mai08	RU	**OT**	1,82
UT1S mai08	OT	OT	1,73
BT1S abr09	AC	**OT**	1,69
UT1S ago06	BO	**OT**	1,56
BT1S nov06	RU	**OT**	1,53
BT1S ago06	BO	**OT**	1,50
UT1S ago09	BO	**OT**	1,44
BT1S ago10	BO	**OT**	1,40
BT1S ago08	AC	**OT**	1,34
UT1S fev06	PE	**OT**	1,31
UT1S jul12	RU	**OT**	1,30
UT1S ago08	AC	**OT**	1,29
UT1S ago10	OT	OT	1,26
BT1S fev06	PE	**OT**	1,22
UT1S mai10	AC	**OT**	1,16
UT1S mai09	BO	**OT**	1,13
BT1S nov05	PE	**OT**	1,08
UT1S mai06	OT	OT	1,06
UT1S fev11	PE	**OT**	1,06
BT1S mai09	BO	**OT**	1,01
UT1S mai07	BO	**OT**	1,01
UT1S nov06	OT	**BO**	0,98
BT1S fev05	OT	**BO**	0,98
BT1S ago09	OT	**BO**	0,98
UT1S nov10	OT	**BO**	0,94
BT1S abr11	PE	**BO**	0,89
UT1S abr11	AC	**BO**	0,84
BT1S mai10	RU	**BO**	0,83
UT1S nov09	OT	**BO**	0,83
BT1S nov10	BO	BO	0,80
UT1S nov11	OT	**BO**	0,79
BT1S dez08	OT	**BO**	0,75
BT1S out11	OT	**BO**	0,74
UT1S nov05	PE	**BO**	0,71
UT1S ev08	BO	BO	0,65
UT1S dez12	RU	**BO**	0,64

Tabela C2 - Planilha dos Resultados da Comparação das previsões e das Cargas das amostras de água das barragens de Utinga e Bita na Componente Principal 1 segundo 8 parâmetros ambientais com os dados do LEAQ/UFPE, CPRH e COMPESA dos anos de 2005 a 2013 (Continuação).

Amostras	Previsões		
	QA(Alvo)	QA(Saída)	Carga da CP1
UT1S fev09	OT	**BO**	0,61
BT1S jul12	RU	**BO**	0,58
BT1S nov11	RU	**BO**	0,58
UT1S fev10	OT	**BO**	0,57
UT1S fev05	OT	**BO**	0,56
UT1S dez08	OT	**BO**	0,54
BT1S out09	OT	**BO**	0,51
BT1S nov09	OT	**BO**	0,46
BT1S fev07	AC	**BO**	0,43
UT1S mai05	BO	BO	0,35
UT1S mar13	RU	**BO**	0,32
UT1S out05	BO	BO	0,20
BT1S out05	RU	**BO**	0,17
BT1S jul05	AC	**BO**	0,11
BT1S mai07	OT	**BO**	0,11
UT1S mai07	BO	BO	0,08
UT1S mar12	AC	**BO**	0,05
UT1S out12	RU	**BO**	0,04
UT1S set13	PE	**BO**	0,02
UT1S mai06	RU	**BO**	0,01
BT1S fev10	OT	**AC**	-0,01
BT1S dez08	RU	**AC**	-0,02
UT1S abr09	OT	**AC**	-0,08
BT1S nov06	BO	**AC**	-0,09
UT1S fev13	RU	**AC**	-0,15
BT1S mai06	OT	**AC**	-0,23
BT1S mai05	OT	**AC**	-0,27
UT1S abr05	BO	**AC**	-0,31
UT1S fev05	BO	**AC**	-0,32
UT1S out11	OT	**AC**	-0,33
BT1S abr10	AC	AC	-0,33
BT1S set13	PE	**AC**	-0,36
BT1S nov08	RU	**AC**	-0,38
BT1S dez12	RU	**AC**	-0,38
UT1S mai05	AC	AC	-0,41
UT1S abr05	PE	**AC**	-0,46
UT1S out09	BO	**AC**	-0,47
UT1S dez08	AC	AC	-0,52

Tabela C2 - Planilha dos Resultados da Comparação das previsões e das Cargas das amostras de água das barragens de Utinga e Bita na Componente Principal 1 segundo 8 parâmetros ambientais com os dados do LEAQ/UFPE, CPRH e COMPESA dos anos de 2005 a 2013 (Conclusão).

Amostras	Previsões		
	QA(Alvo)	QA(Saída)	Carga da CP1
UT1S nov08	AC	AC	-0,52
BT1S fev11	AC	AC	-0,54
BT1S abr05	BO	**AC**	-0,57
BT1S mar13	AC	AC	-0,59
BT1S jan05	OT	**AC**	-0,59
UT1S abr10	BO	**AC**	-0,60
UT1S jan06	OT	**AC**	-0,64
BT1S nov07	OT	**AC**	-0,66
UT1S nov06	RU	**AC**	-0,67
BT1S abr05	PE	**AC**	-0,72
BT1S mar12	RU	**AC**	-0,80
BT1S out12	AC	AC	-0,96
BT1S fev08	AC	**RU**	-1,06
BT1S abr12	OT	**RU**	-1,25
BT1S fev09	AC	**RU**	-1,34
UT1S abr12	OT	**RU**	-1,37
BT1S mai05	RU	RU	-1,42
BT1S mai07	BO	**RU**	-1,51
BT1S mai07	BO	**RU**	-1,51
BT1S abr13	RU	RU	-1,57
UT1S abr13	RU	**PE**	-2,10
UT1S fev08	OT	**PE**	-2,53
UT2S fev08	OT	**PE**	-2,79
UT3S fev08	OT	**PE**	-2,92
BT2S fev08	OT	**PE**	-4,09
BT1S fev08	OT	**PE**	-4,93
BT3S fev08	PE	PE	-8,24

APÊNDICE D - DIAGRAMA MATRICIAL DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA DAS RNAS

Figura D1 - Diagrama matricial de 223 valores das nove variáveis de entrada da RNA nos dados dos Rios Utinga de Baixo, Tabatinga e Ipojuca.

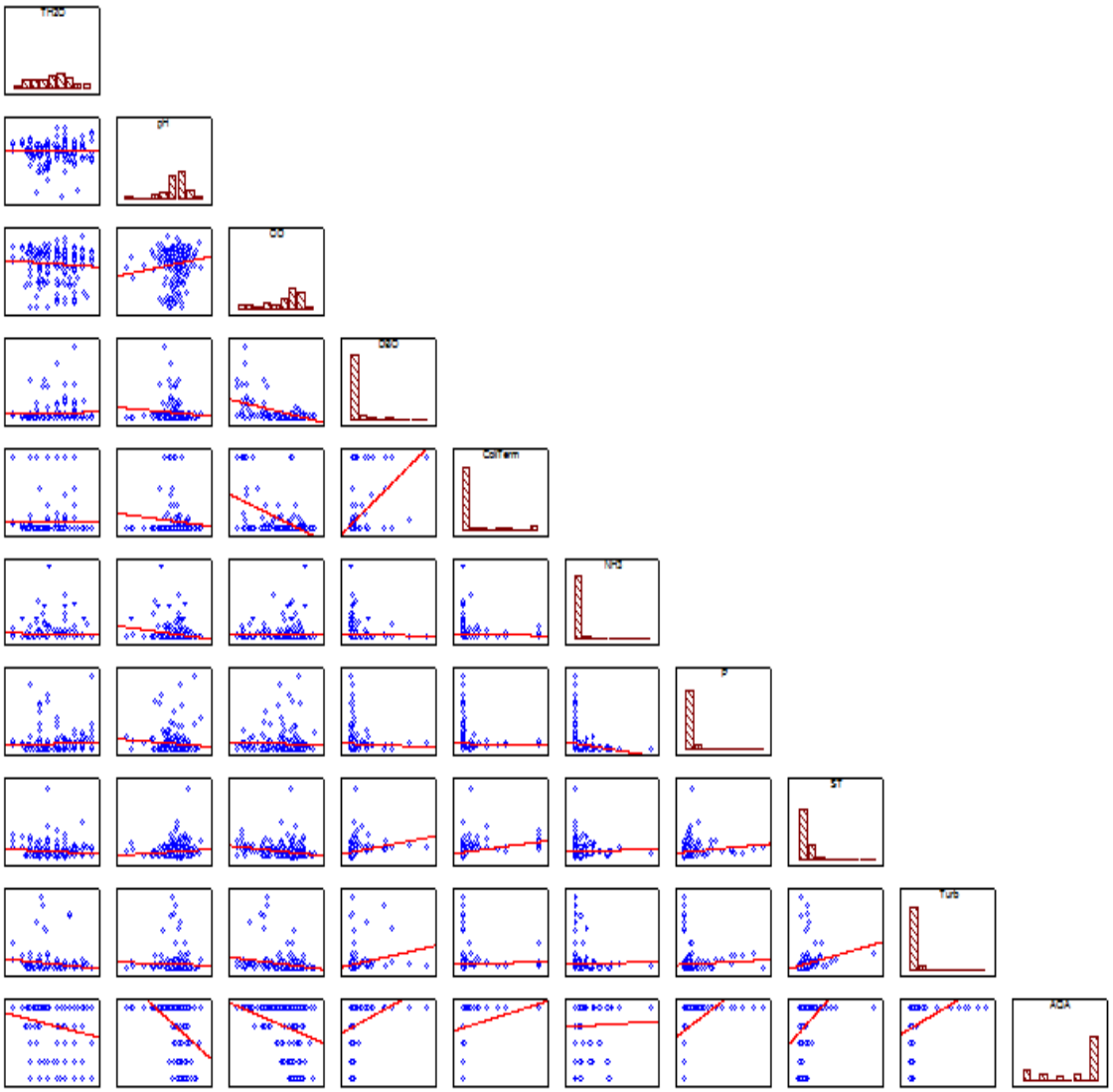


Figura D2 - Diagrama matricial de 61 valores das quatorze variáveis de entrada da RNA nos dados dos Rios Utinga de Baixo e Tabatinga.

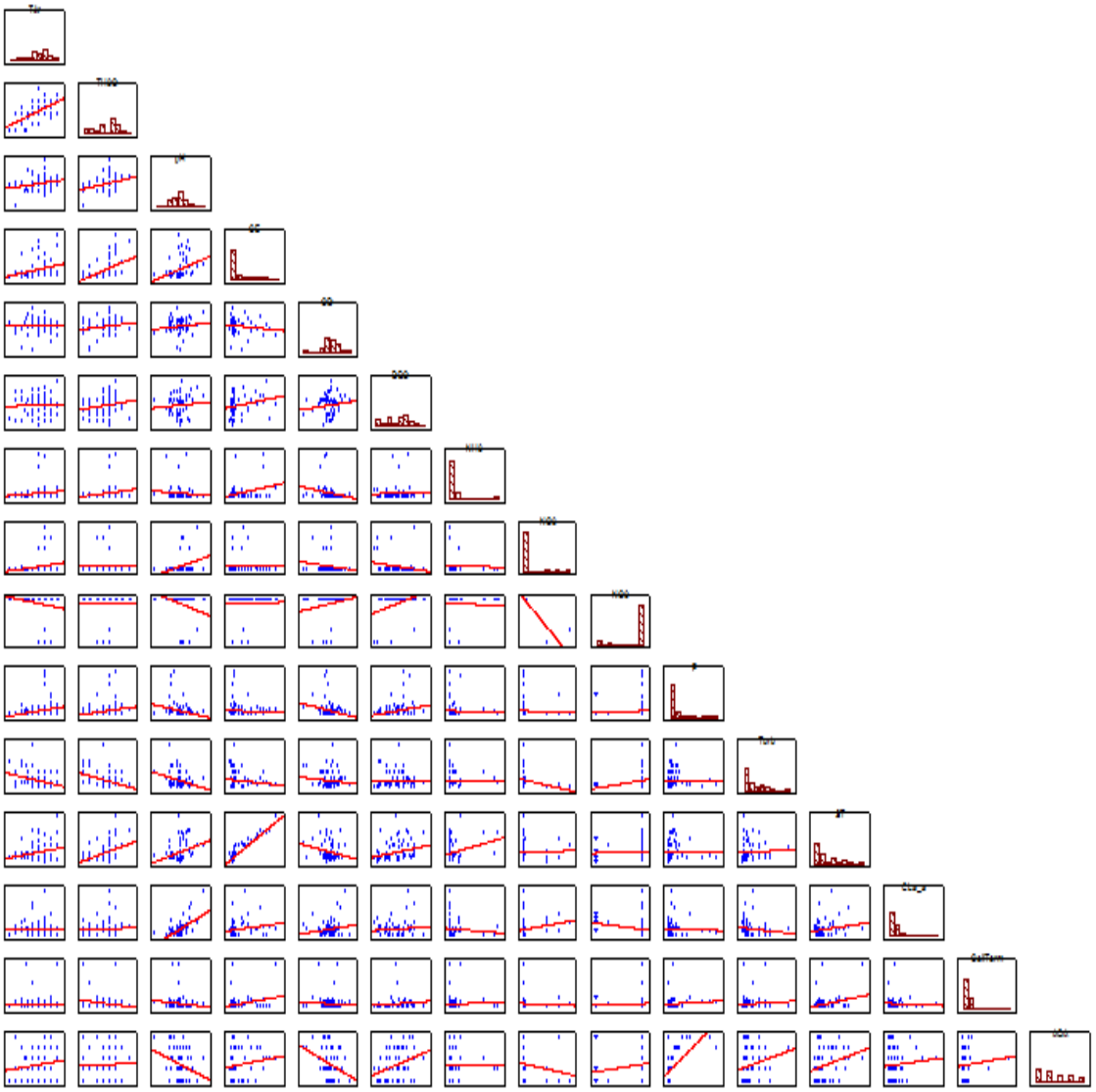


Figura D3 - Diagrama matricial de 163 valores das dezoito variáveis de entrada da RNA nos dados dos Rios Utinga de Baixo e Tabatinga.

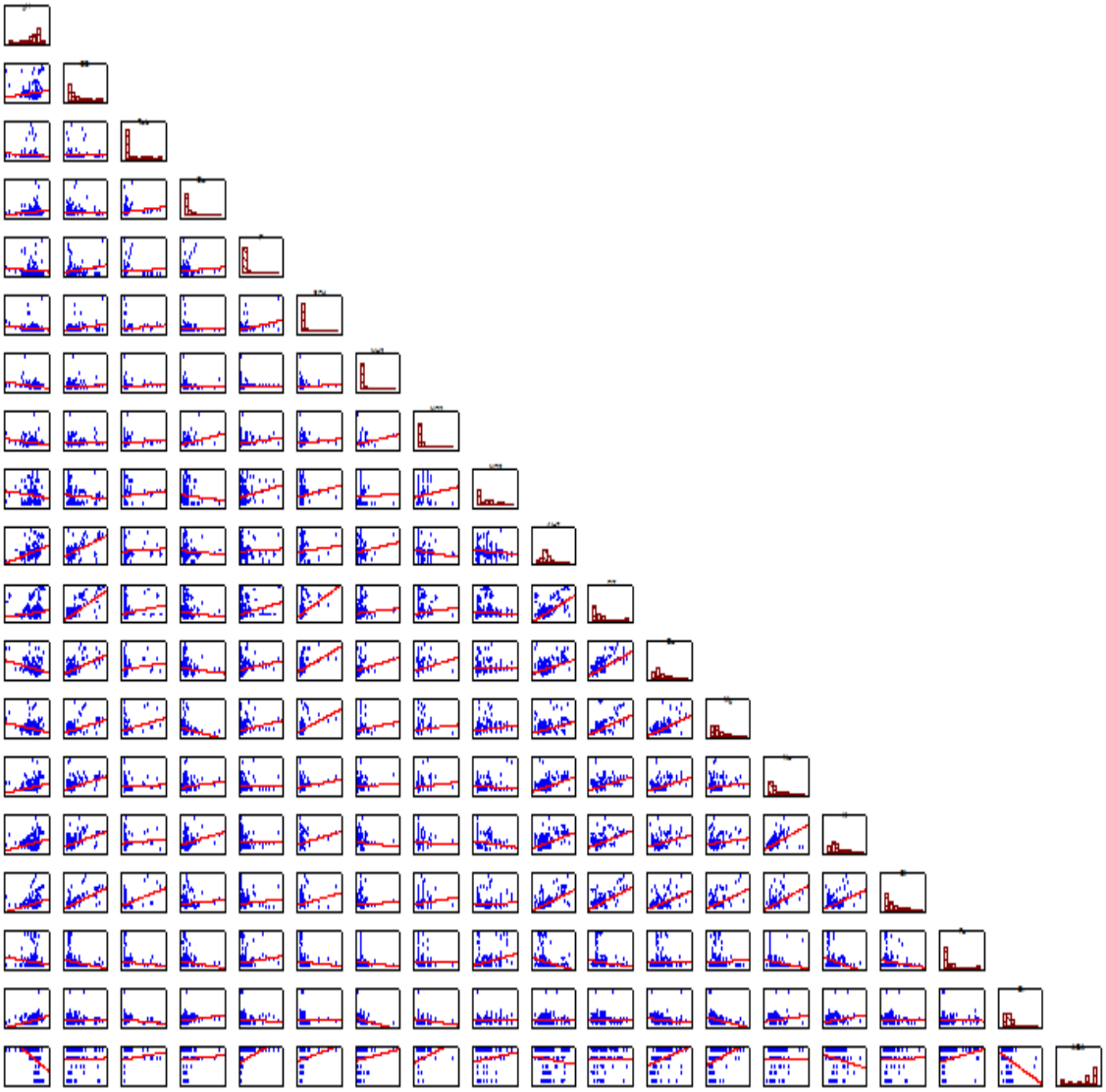
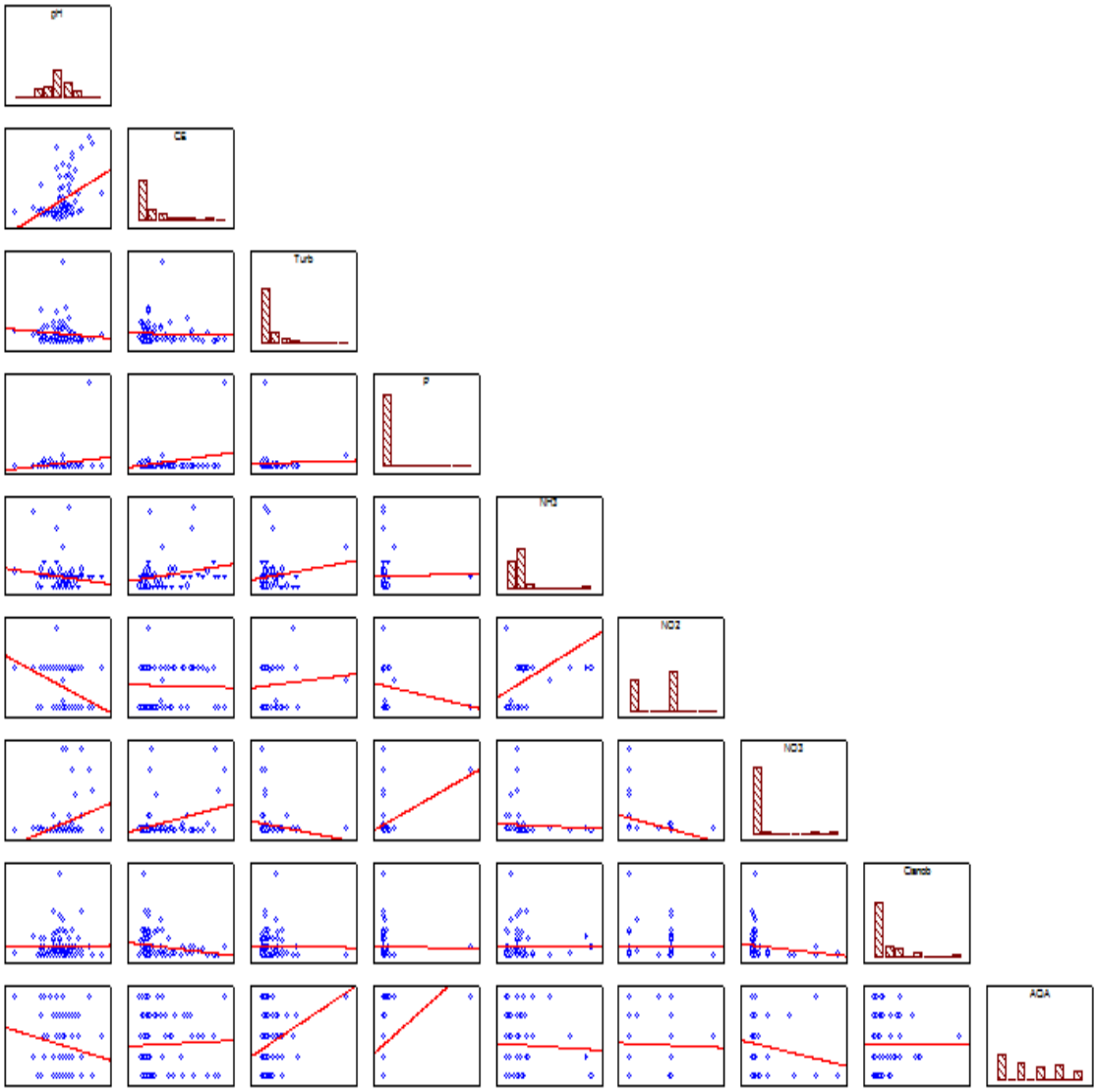


Figura D4 - Diagrama matricial de 103 valores das oito variáveis de entrada da RNA nos dados dos Rios Utinga de Baixo e Tabatinga.



APÊNDICE E - ESTATÍSTICA DESCRITIVA DAS VARIÁVEIS DE QUALIDADE DE ÁGUA UTILIZADAS NA ENTRADA DAS RNAS

Tabela E1 - Estatística descritiva das nove variáveis de qualidade de água utilizadas na entrada da RNA

Variáveis	Treinamento				Teste				Validação			
	Mín	Máx.	X	DP	Mín	Máx.	X	DP	Mín	Máx.	X	DP
TH_2O	24,00	33,00	29,05	2,00	24,00	33,00	28,92	2,17	25,50	33,00	28,93	2,20
pH	**3,27**	8,30	6,59	0,64	**3,60**	8,20	6,66	0,77	**4,40**	7,90	6,46	0,67
OD	**0,00**	8,57	5,45	2,10	**0,70**	8,87	5,40	2,13	**0,00**	8,70	5,42	2,09
DBO	0,10	**35,00**	3,09	5,76	0,19	**63,80**	3,78	9,55	0,10	**49,50**	3,75	8,78
Turb	0,60	**382,00**	29,06	67,16	0,50	**425,00**	27,49	61,34	0,40	**80,30**	16,96	19,66
ST	43,25	451,00	119,07	78,98	40,25	**1106,00**	154,57	161,00	45,20	**585,75**	125,46	95,35
PT	0,01	**3,31**	**0,27**	0,52	0,01	**5,06**	**0,43**	0,94	0,01	**3,77**	**0,43**	0,76
NH_3	0,12	1,90	0,19	0,22	0,12	0,93	0,20	0,19	0,12	1,00	0,19	0,15
ColiTerm	1,00	**160.000,00**	**11.908,05**	39.129,28	1,00	**160.000,00**	**16.021,38**	40.374,87	1,00	**160.000,00**	**10.512,85**	36.675,44

Os valores dos parâmetros apresentados na tabela em **negrito** e sublinhados estão em desacordo com a resolução do CONAMA 357/05 para águas doces de classe 2.

Tabela E2 - Estatística descritiva das quatorze variáveis de qualidade de água utilizadas na entrada da RNA

Variáveis	Treinamento				Teste				Validação			
	Mín	Máx.	X	DP	Mín	Máx.	X	DP	Mín	Máx.	X	DP
TAr	25,00	32,00	28,89	1,93	25,00	32,00	29,33	2,16	24,00	30,00	28,04	1,85
TH_2O	26,00	32,00	29,42	1,20	26,00	33,00	29,80	2,01	26,00	31,00	29,00	1,96
pH	6,30	8,20	6,88	0,47	**5,50**	7,30	6,82	0,42	6,10	7,40	6,75	0,35
CE	41,70	180,00	79,33	35,04	55,10	284,00	125,15	83,16	48,90	216,00	81,05	53,30
OD	**3,70**	8,70	6,43	0,97	**3,30**	7,40	6,06	0,98	**5,70**	7,80	6,58	0,69
DBO	0,43	2,76	1,65	0,70	0,50	3,30	1,66	0,75	0,21	2,30	1,42	0,71
NH_3	0,12	0,29	0,14	0,05	0,12	0,69	0,18	0,15	0,12	0,93	0,25	0,27
NO_3	0,05	4,00	0,44	1,03	0,05	0,07	0,06	0,01	0,05	2,00	0,32	0,68
NO_2	0,01	0,05	0,05	0,01	0,05	0,05	0,05	0,00	0,01	0,05	0,04	0,01
P	0,01	**0,35**	**0,06**	0,08	0,01	**0,12**	**0,04**	0,03	0,01	0,40	0,05	0,10
Turb	1,80	40,00	9,22	8,68	2,00	20,00	6,70	5,45	1,10	25,00	7,55	6,19
ST	46,20	121,00	73,97	21,78	45,20	193,00	91,25	48,72	43,25	148,00	67,89	31,43
Cla_a	0,00	17,70	2,92	3,81	0,00	4,10	2,02	1,50	0,00	10,50	2,39	2,90
ColiTerm	7,00	**1600,00**	159,19	282,83	2,00	**1600,00**	166,27	405,75	2,00	900,00	127,33	228,91

Os valores dos parâmetros apresentados na tabela em **negrito** e sublinhados estão em desacordo com a resolução do CONAMA 357/05 para águas doces de classe 2.

Tabela E3 - Estatística descritiva das dezoito variáveis de qualidade de água utilizadas na RNA

Variáveis	Treinamento				Teste				Validação			
	Mín.	Máx.	?	DP.	Mín.	Máx.	?	DP.	Mín.	Máx.	?	DP.
pH	**5,09**	7,80	6,69	0,57	**3,27**	7,90	6,55	1,00	**5,39**	7,80	6,59	0,59
CE	32,90	321,00	94,53	71,78	32,70	300,00	90,29	69,85	35,10	300,00	85,23	44,42
Turb	0,40	**382,00**	29,69	75,04	0,60	**425,00**	23,60	74,90	0,50	**95,80**	12,04	20,62
Cor	1,00	**259,00**	47,15	45,36	4,00	**426,00**	56,69	72,01	1,00	**483,00**	53,98	85,41
P	0,01	**5,06**	**0,49**	1,06	0,01	**1,76**	**0,23**	0,34	0,01	**3,77**	**0,48**	0,87
NH_3	0,01	0,70	0,14	0,11	0,01	0,50	0,12	0,10	0,01	1,90	0,19	0,32
NO_2	0,01	0,04	0,01	0,01	0,01	0,05	0,01	0,01	0,01	0,09	0,02	0,01
NO_3	0,02	7,00	1,87	1,85	0,10	7,00	2,07	1,98	0,05	5,50	1,32	1,53
SO_4	0,92	178,20	12,44	22,29	0,75	47,07	10,17	9,56	1,00	138,08	13,51	24,89
AlcT	0,00	38,08	13,77	8,13	0,00	33,54	12,20	7,57	0,00	39,90	14,11	8,38
DT	7,98	54,01	17,87	10,94	7,49	54,01	17,49	11,80	7,48	49,85	15,91	8,36
Ca	1,10	15,32	5,07	2,75	1,30	12,90	4,51	2,84	1,31	13,00	4,38	2,53
Mg	0,36	16,98	3,96	3,21	0,18	16,49	3,97	3,21	0,36	18,29	3,60	3,33
Na	4,10	40,00	13,51	9,79	0,00	64,50	14,99	13,75	4,00	40,00	12,33	8,19
K	0,24	10,59	3,20	2,10	0,20	7,00	2,85	1,60	0,40	7,00	2,85	1,41
Cl	2,72	73,74	17,15	13,57	3,40	66,65	18,56	15,64	3,52	49,92	12,98	8,43
Fe	0,01	**17,76**	**3,27**	4,79	0,03	**18,60**	**2,42**	4,46	0,01	**18,80**	**3,30**	5,37
Zn	0,01	**0,50**	0,09	0,07	0,01	**0,52**	0,09	0,08	0,01	0,17	0,09	0,05

Os valores dos parâmetros apresentados na tabela em **negrito** e sublinhados estão em desacordo com a resolução do CONAMA 357/05 para águas doces de classe 2.

Tabela E4 - Estatística descritiva das oito variáveis de qualidade de água utilizadas na entrada da RNA

Variáveis	Treinamento				Teste				Validação			
	Mín.	Máx.	Média	DP	Mín.	Máx.	Média	DP	Mín.	Máx.	Média	DP.
pH	**5,50**	8,20	6,94	0,45	6,30	7,60	6,89	0,30	6,20	7,60	6,93	0,39
CE	35,30	321,00	99,34	64,25	41,70	287,00	97,68	74,98	39,70	216,00	83,99	52,96
Turb	1,60	95,80	12,59	15,12	2,50	30,50	8,39	7,35	2,00	23,90	6,98	5,19
P	0,01	**5,06**	**0,16**	0,69	0,01	**0,12**	0,04	0,03	0,01	**0,28**	**0,06**	0,07
NH_3	0,01	0,88	0,12	0,14	0,01	0,29	0,09	0,07	0,01	0,93	0,15	0,21
NO_2	0,01	0,09	0,03	0,02	0,01	0,05	0,03	0,02	0,01	0,05	0,03	0,02
NO_3	0,05	1,50	0,15	0,26	0,06	2,00	0,34	0,63	0,05	1,50	0,13	0,29
Cianob	0,00	**87.939,00**	10.222,21	14.917,49	0,00	48.417,00	7.635,18	12.689,89	0,00	47.294,00	8.849,17	10.775,97

Os valores dos parâmetros apresentados na tabela em vermelho, **negrito** e sublinhados estão em desacordo com a resolução do CONAMA 357/05 para águas doces de classe 2.

APÊNDICE F - ARQUITETURAS DAS RNAS MLP E RBF

Tabela F1 - Resultados das arquiteturas das RNAs MLP e RBF segundo 9 parâmetros de entrada com os dados das barragens de Utinga e Bita, e rio Ipojuca do LEAQ e CPRH.

Modelo	Treinamento	Teste	Validação	Algoritmo de Treinamento	Função de Erro	Função de ativação	
						Camada oculta	Saída
MLP 9-11-5	**100,00**	**83,64**	**85,45**	**BFGS 44**	**Entropy**	**Tanh**	**Softmax**
MLP 9-13-5	100,00	81,82	85,45	BFGS 49	Entropy	Tanh	Softmax
MLP 9-23-5	100,00	83,64	83,64	BFGS 45	Entropy	Tanh	Softmax
MLP 9-23-5	100,00	80,00	87,27	BFGS 50	Entropy	Tanh	Softmax
MLP 9-22-5	100,00	78,18	89,09	BFGS 65	Entropy	Logistic	Softmax
MLP 9-22-5	100,00	83,64	81,82	BFGS 46	Entropy	Tanh	Softmax
MLP 9-18-5	100,00	80,00	85,45	BFGS 61	Entropy	Tanh	Softmax
MLP 9-25-5	100,00	80,00	85,45	BFGS 54	Entropy	Tanh	Softmax
MLP 9-11-5	99,12	80,00	85,45	BFGS 65	Entropy	Logistic	Softmax
MLP 9-21-5	98,23	80,00	85,45	BFGS 57	Entropy	Logistic	Softmax
RBF 9-14-5	**82,30**	**76,36**	**78,18**	**RBFT**	**Entropy**	**Gaussian**	**Softmax**
RBF 9-18-5	74,34	78,18	69,09	RBFT	Entropy	Gaussian	Softmax
RBF 9-7-5	78,76	78,18	63,64	RBFT	Entropy	Gaussian	Softmax
RBF 9-10-5	44,25	54,55	32,73	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
RBF 9-14-5	34,51	43,64	41,82	RBFT	SOS	Gaussian	Identity

Tabela F2 - Resultados das melhores arquiteturas das RNAs MLP e RBF segundo 14 parâmetros de entrada com os dados das barragens de Utinga e Bita do LEAQ e CPRH.

Modelo	Treinamento	Teste	Validação	Algoritmo de Treinamento	Função de Erro	Função de ativação	
						Camada oculta	Saída
MLP 14-6-5	**93,55**	**66,67**	**53,33**	**BFGS 42**	**SOS**	**Exponential**	**Tanh**
MLP 14-12-5	77,42	66,67	66,67	BFGS 18	SOS	Tanh	Sine
MLP 14-15-5	80,65	66,67	60,00	BFGS 19	SOS	Exponential	Tanh
MLP 14-15-5	80,65	66,67	60,00	BFGS 15	SOS	Tanh	Sine
MLP 14-8-5	77,42	66,67	60,00	BFGS 14	SOS	Identity	Identity
MLP 14-11-5	77,42	66,67	60,00	BFGS 16	SOS	Sine	Identity
MLP 14-14-5	77,42	73,33	53,33	BFGS 14	SOS	Identity	Identity
MLP 14-8-5	83,87	66,67	53,33	BFGS 11	Entropy	Logistic	Softmax
MLP 14-13-5	83,87	66,67	53,33	BFGS 12	SOS	Tanh	Identity
MLP 14-7-5	74,19	66,67	60,00	BFGS 16	SOS	Identity	Tanh
RBF 14-8-5	**74,19**	**73,33**	**33,33**	**RBFT**	**SOS**	**Gaussian**	**Identity**
RBF 14-13-5	70,97	73,33	26,67	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
RBF 14-13-5	70,97	73,33	26,67	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
RBF 14-9-5	64,52	73,33	13,33	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
RBF 14-12-5	64,52	66,67	26,67	RBFT	SOS	Gaussian	Identity

Tabela F3 - Resultados das melhores arquiteturas das RNAs MLP e RBF segundo 18 parâmetros de entrada com os dados das barragens de Utinga e Bita do LEAQ e COMPESA.

Nome da rede	Treinamento	Teste	Validação	Algoritmo de Treinamento	Função de Erro	Ativação da	
						Camada oculta	Saída
MLP 18-19-5	**100,00**	**80,00**	**72,50**	**BFGS 40**	**Entropy**	**Tanh**	**Softmax**
MLP 18-10-5	98,75	80,00	72,50	BFGS 45	Entropy	Logistic	Softmax
MLP 18-20-5	95,00	82,50	72,50	BFGS 68	SOS	Exponential	Tanh
MLP 18-15-5	100,00	80,00	70,00	BFGS 43	Entropy	Tanh	Softmax
MLP 18-16-5	100,00	80,00	70,00	BFGS 37	Entropy	Logistic	Softmax
MLP 18-19-5	100,00	80,00	70,00	BFGS 47	Entropy	Logistic	Softmax
MLP 18-16-5	100,00	82,50	65,00	BFGS 45	Entropy	Tanh	Softmax
MLP 18-17-5	100,00	82,50	65,00	BFGS 58	Entropy	Tanh	Softmax
MLP 18-12-5	100,00	80,00	67,50	BFGS 48	Entropy	Logistic	Softmax
MLP 18-5-5	100,00	77,50	70,00	BFGS 38	Entropy	Identity	Softmax
RBF 18-19-5	**71,25**	**60,00**	**67,50**	**RBFT**	**Entropy**	**Gaussian**	**Softmax**
RBF 18-15-5	68,75	60,00	62,50	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
RBF 18-9-5	62,50	62,50	60,00	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
RBF 18-14-5	57,50	62,50	65,00	RBFT	Entropy	Gaussian	Softmax
RBF 18-10-5	58,75	60,00	60,00	RBFT	Entropy	Gaussian	Softmax
RBF 18-9-5	58,75	60,00	57,50	RBFT	Entropy	Gaussian	Softmax
RBF 18-19-5	57,50	52,50	60,00	RBFT	SOS	Gaussian	Identity

Tabela F4 - Resultados das arquiteturas das RNAs MLP e RBF segundo 8 parâmetros de entrada com os dados das barragens de Utinga e Bita do LEAQ, CPRH e COMPESA.

Nome da rede	Treinamento	Teste	Validação	Algoritmo de Treinamento	Função de Erro	Ativação da	
						Camada oculta	Saída
MLP 8-4-5	**98,11**	**76,00**	**68,00**	**BFGS 53**	**Entropy**	**Identity**	**Softmax**
MLP 8-7-5	96,23	76,00	68,00	BFGS 44	Entropy	Identity	Softmax
MLP 8-5-5	90,57	76,00	72,00	BFGS 47	Entropy	Identity	Softmax
MLP 8-4-5	92,45	68,00	76,00	BFGS 38	Entropy	Logistic	Softmax
MLP 8-4-5	96,23	72,00	68,00	BFGS 49	Entropy	Tanh	Softmax
MLP 8-6-5	96,23	72,00	68,00	BFGS 43	Entropy	Identity	Softmax
MLP 8-9-5	98,11	72,00	64,00	BFGS 40	Entropy	Identity	Softmax
MLP 8-10-5	98,11	72,00	64,00	BFGS 52	Entropy	Identity	Softmax
RBF 8-11-5	**49,06**	**56,00**	**52,00**	**RBFT**	**Entropy**	**Gaussian**	**Softmax**
RBF 8-9-5	54,72	52,00	44,00	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
RBF 8-8-5	43,40	56,00	40,00	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
RBF 8-7-5	33,96	56,00	44,00	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
RBF 8-10-5	49,06	36,00	44,00	RBFT	Entropy	Gaussian	Softmax

APÊNDICE G - MATRIZ DOS PESOS DAS CONEXÕES DAS RNAS MLP.

Tabela G1 - Matriz dos pesos das conexões da RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44).

	P_1										P_2					
Neurônios	Variáveis de Entrada										Neurônios	Saída				
	TH_2O	pH	OD	DBO	NH_3	PT	ST	Turb	ColiTerm	Nós		QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
1	-3,287	15,428	-10,91	0,5573	-17,5	2,0586	-0,761	33,026	8,4005	3,6522	1	-1,228	-9,937	6,515	2,0121	4,693
2	-5,199	-4,151	-28,11	-3,91	6,4298	6,5107	-3,209	2,8984	12,766	-5,816	2	-21,95	-0,837	2,2844	5,8364	1,8037
3	3,6181	16,944	3,2883	-17,53	-3,109	-0,75	0,0758	3,4578	0,5832	-4,54	3	-1,78	-0,449	-3,136	5,6264	6,1945
4	6,2897	8,5384	-0,455	-0,059	3,7189	-2,998	-1,452	16,167	6,0987	0,563	4	-1,088	-1,732	8,5407	-8,44	17,917
5	1,2777	-7,228	-4,029	4,2522	4,43	-7,523	0,1648	0,404	-2,934	-4,331	5	-0,151	0,8757	-9,253	19,599	-7,941
6	-4,785	-4,861	-3,055	2,5242	-2,037	-1,884	1,8395	-10,07	-2,262	5,9154	6	-7,106	16,274	28,114	0,2389	9,2831
7	14,212	1,1445	-1,91	3,0311	14,707	-4,761	0,145	-10	5,4443	-9,117	7	7,9933	-5,282	-21,38	19,188	-9,883
8	8,4648	6,7521	4,6403	5,5711	2,4337	-5,182	-5,935	9,3052	-9,439	-5,24	8	-17,07	-29,78	-21,61	-3,643	-0,227
9	4,7879	-6,441	1,7608	-38,83	4,5818	5,537	9,4308	-3,125	-4,649	-3,968	9	4,5405	22,212	-14,39	3,9293	-0,309
10	0,6922	5,2384	-0,337	0,7779	11,848	-4,413	7,0593	13,481	-2,601	8,962	10	-8,778	-2,992	0,5851	6,7397	-9,702
11	-12,96	2,3204	-47,08	-1,395	9,8052	0,6049	-1,355	20,961	-6,576	-6,227	11	5,7081	18,272	-3,675	-5,338	4,1571
											Nós	-7,662	21,813	-32,51	17,28	1,0391

P_1: pesos entre a entrada e as camadas ocultas; P_2: pesos entre as camadas ocultas e de saída.

Tabela G2 - Matriz dos pesos das conexões da RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42)(Continua).

P_1															
Neurônios	Variáveis de entrada														Nós
	TAr	TH_2O	pH	CE	OD	DBO	NH_3	NO_3	NO_2	P	Turb	ST	Cla_a	ColiTerm	
1	-0,620	-2,744	2,283	-1,772	-1,395	0,280	-1,261	-0,137	-0,167	-0,987	0,327	0,207	-1,678	0,796	-0,571
2	-1,311	-0,471	0,992	-0,100	-0,749	0,422	-2,300	2,042	1,636	-0,085	-0,783	-0,860	-4,082	-0,276	-1,070
3	-0,399	-0,046	1,444	0,605	-1,201	-0,078	-0,401	0,541	0,784	-0,131	-0,173	-0,387	-1,482	-0,289	-0,122
4	0,041	-2,356	0,954	0,200	0,950	-0,417	0,456	2,019	-0,475	0,551	0,385	0,941	1,088	3,978	-2,520
5	2,521	-0,819	-0,738	-1,672	0,195	0,760	-2,776	1,757	-3,626	0,522	-0,214	0,717	0,213	1,813	-0,807
6	-0,772	-1,580	0,106	2,223	0,246	-0,177	-1,054	-1,743	-0,917	0,764	-3,190	-0,712	-0,875	0,079	-0,550

P_1: pesos entre a entrada e a camadas ocultas

Tabela G2 - Matriz dos pesos das conexões da RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42) (conclusão).

P_2					
Neurônios	Saída				
	QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
1	1,127	-0,119	0,877	0,216	-1,910
2	-0,017	-0,525	-0,128	1,341	-1,792
3	1,914	-0,493	-0,431	0,101	-2,241
4	0,916	2,326	0,127	0,123	1,322
5	0,171	0,017	-1,453	-0,133	-0,546
6	-0,870	-1,006	0,962	-0,230	0,996
Nós	0,125	1,213	-0,501	0,517	-0,733

P_2: pesos entre as camadas ocultas e de saída.

Tabela G3 - Matriz dos pesos das conexões da RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40) (Continua).

	P_1																	
Neurônios	Variáveis de entrada																	Nós
	pH	CE	Turb	Cor	P	SO_4	NH_3	NO_2	NO_3	AlcT	DT	Ca	Mg	Na	K	Cl	Fe	Zn	
1	4,434	0,0678	-1,0658	-4,773	10,364	-1,016	-5,1645	-0,6645	-2,654	1,1959	2,5258	-0,873	-0,058	-2,693	1,932	-1,511	0,0193	-2,606	-0,849
2	-0,334	1,9154	-4,8118	2,8286	3,4284	-0,31	4,2652	-0,0381	1,4721	0,2478	1,8064	-4,431	1,2331	3,7773	-1,863	3,3031	-2,83	3,4823	0,1795
3	-0,723	0,9978	-3,0995	0,7546	0,8979	-2,22	-6,9241	3,8323	1,0479	1,0165	8,0353	2,2399	1,806	-1,917	-0,34	2,0761	-5,802	-6,1	0,7898
4	-1,987	-2,4898	-1,4234	-1,988	0,3258	0,0769	-2,3937	-0,6075	-2,299	0,0809	-4,302	2,5371	1,5718	0,1806	0,2954	-5,486	0,3961	-1,552	-0,203
5	3,2938	-0,3883	-2,1117	-5,389	1,3118	-1,395	0,3306	5,7061	-3,35	0,6356	-3,286	1,0114	-1,049	1,1657	1,8336	0,3226	-0,134	-2,483	0,5667
6	1,2395	0,412	0,2055	0,6707	1,5255	1,8338	8,5184	0,7394	-0,915	0,9536	1,298	-1,699	-0,496	-1,046	-0,984	-1,43	2,3828	-1,159	0,9885
7	-3,863	-1,6049	1,1344	3,5994	-4,787	-1,624	5,6972	-0,2535	1,8336	0,8123	7,2065	3,8963	0,4906	-3,529	-1,933	0,0846	6,1136	-1,326	3,0747
8	-7,55	-1,6902	-0,3171	-1,079	2,5781	1,4179	7,897	-2,0804	-0,856	-0,845	0,3189	-2,396	0,2931	-0,242	-2,666	4,0638	1,6082	-2,832	-1,107
9	-1,89	1,0788	-1,0206	3,3524	-2,707	1,7459	-4,5878	1,9671	-0,227	0,5995	4,1448	1,5725	1,1707	-3,968	1,3933	0,8138	2,216	-5,497	1,1538
10	2,9832	2,562	1,2759	-1,712	-2,758	2,0234	3,2698	0,3048	3,8528	-4,74	1,5449	1,446	-1,992	0,1083	0,7042	-0,516	1,0587	1,2946	3,0785
11	1,0487	-0,0301	-3,4956	-2,219	-2,497	0,0545	4,0907	-0,2183	1,4144	0,7726	-0,245	-1,132	-9,788	-0,838	-0,073	2,0652	-1,547	-1,206	0,3374
12	0,6153	0,6557	-1,329	2,0475	-0,311	-3,743	-2,0467	3,5195	1,2674	-0,545	-0,369	-1,799	-1,181	-0,309	-0,802	-0,803	0,3286	-3,151	-0,713
13	-1,707	1,1367	4,3568	0,2436	2,4235	-0,789	-1,1351	-0,3116	0,239	-1,017	-1,364	-0,982	-0,891	0,6444	-0,414	-1,398	-2,488	-5,614	0,9413
14	-3,321	1,5851	-0,3884	-2,133	4,1783	-3,163	4,0024	0,2208	0,6995	10,046	-0,966	0,0765	0,3208	2,1207	1,906	-1,123	5,1364	-1,772	0,6334
15	-1,346	0,7397	1,5623	4,7098	1,4367	1,4112	-1,694	-2,1296	0,0448	4,2853	-2,038	0,3994	-0,916	-3,238	1,7207	1,5319	0,4667	0,3695	3,5121
16	-1,792	1,9815	2,8667	-1,192	-2,196	1,5656	4,7105	-4,6351	0,1051	-1,392	-6,105	3,0404	0,076	-5,411	1,315	1,1156	3,2613	6,227	-1,432
17	-0,534	0,2953	-0,4405	2,0807	3,8862	9,945	6,7387	-0,8028	0,6516	-0,224	-0,943	-2,089	4,413	-4,284	-0,993	-0,924	-3,384	-2,446	-4,409
18	3,2338	-2,8827	-0,3291	-4,048	0,7816	7,0525	1,5682	-0,4405	0,2631	-0,031	2,7714	-1,726	-1,914	-0,988	-2,203	-3,429	0,8735	-1,768	-1,046
19	1,9272	1,7872	1,3086	0,7757	-4,084	2,5217	-1,7541	-2,393	1,1891	5,8256	-1,36	-1,894	-3,201	0,7452	0,1889	-0,308	-0,471	3,6973	-1,121

P_1: pesos entre a entrada e a camadas ocultas

Tabela G3 - Matriz dos pesos das conexões da RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40) (Conclusão).

	P_2				
Neurônios	Saída				
	QA(AC)	QA(BO)	QA(OT)	QA(PE)	QA(RU)
1	3,7816	-1,578	-0,258	2,3888	0,2204
2	0,2442	2,7698	3,5188	0,4001	0,0955
3	-7,436	-0,78	-1,115	1,3453	-2,656
4	-0,252	1,1144	0,038	-8,664	-1,906
5	-1,434	6,6494	2,0004	1,2929	-1,776
6	-13,13	-4,063	2,8249	0,2404	-5,615
7	1,6414	2,9284	1,2849	3,7881	0,7825
8	-2,097	-5,686	6,7617	1,3031	3,1823
9	-2,907	-0,572	-1,904	-1,822	-7,117
10	0,4561	-0,38	-0,769	1,5651	-1,796
11	-3,832	5,1312	-5,527	2,3043	2,0959
12	1,9293	0,2707	1,3514	0,4919	-1,95
13	0,5419	5,4644	0,3982	6,6937	3,352
14	-4,323	3,7777	8,388	2,7063	0,0653
15	-8,196	0,5467	-0,763	-1,217	4,3337
16	4,6036	-4,611	-0,612	-1,517	-4,386
17	-5,13	3,0366	10,779	-3,28	1,5116
18	-3,419	3,082	-1,749	1,9231	0,4915
19	3,8382	-2,042	0,064	-0,57	-2,958
Nós	-7,408	-4,564	9,1772	2,5107	0,2306

P_2: pesos entre as camadas ocultas e de saída.

Tabela G5 - Matriz dos pesos das conexões da RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53).

P_1										P_2					
Neurônios	Variáveis de entrada								Nós	Neurônios	Saída				
	pH	CE	Turb	P	NH_3	NO_2	NO_3	Cianob			QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
1	-24,3	2,9987	-3,427	-5,012	-1,915	5,0989	-0,906	-1,996	12,1	1	-11,24	-5,202	-1,733	-3,534	-4,947
2	-14,96	-3,302	4,4084	8,7923	-7,342	-8,668	2,2091	3,4535	5,0248	2	-20,91	-3,074	8,4601	15,085	-3,485
3	-7,25	-15,86	-8,127	-0,377	4,6225	7,7615	-3,14	-1,081	-0,308	3	11,462	-40,62	-5,152	19,118	-11,12
4	36,549	-34,61	-27,25	-11,6	7,9218	4,9206	83,591	-3,512	1,3149	4	-7,206	-2,582	39,407	27,015	0,3199
										Nós	17,34	6,7098	4,2579	-18,5	-9,704

P_1: pesos entre a entrada e a camadas ocultas; P_2: pesos entre as camadas ocultas e de saída.

APÊNDICE H: PREVISÕES E NÍVEIS DE CONFIANÇA DAS RNAS MLP

Tabela H1 - Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo (Continua).

Amostras	Previsões			Níveis de confiança				
	Fases de processamento	QA(Alvo)	QA(Saída)	QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
UT4S out08	Validação	OT	OT	0,78	0,22	0,00	0,00	0,00
UT1S fev10	Treino	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT1S dez08	Validação	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT1S ago10	Teste	OT	**BO**	0,00	0,92	0,08	0,00	0,00
UT1S nov06	Treino	OT	OT	0,99	0,01	0,00	0,00	0,00
BT1S nov09	Teste	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT1S ago09	Validação	OT	OT	0,64	0,36	0,00	0,00	0,00
BT1S mai07	Teste	OT	**BO**	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT1S nov07	Treino	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT2P nov07	Teste	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT3P nov07	Treino	OT	OT	0,98	0,02	0,00	0,00	0,00
UT1S nov10	Treino	OT	OT	0,98	0,02	0,00	0,00	0,00
BT1S dez08	Treino	OT	OT	0,96	0,04	0,00	0,00	0,00
UT1S mai08	Teste	OT	**BO**	0,00	0,82	0,18	0,00	0,00
UT2S fev08	Teste	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT2M fev08	Treino	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT1S fev08	Validação	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT3S nov07	Treino	OT	OT	0,90	0,10	0,00	0,00	0,00
UT3S fev08	Treino	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT1S nov09	Treino	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT1S nov11	Validação	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
BT2S fev08	Validação	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
BT1S nov07	Validação	OT	OT	0,99	0,01	0,00	0,00	0,00
BT1S fev08	Treino	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT1S mai09	Validação	OT	OT	0,82	0,18	0,00	0,00	0,00
BT2S nov07	Teste	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT1S fev09	Treino	OT	OT	0,92	0,08	0,00	0,00	0,00
BT1S fev10	Treino	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
BT1S fev05	Validação	OT	OT	0,53	0,47	0,00	0,00	0,00
BT1S mai06	Treino	OT	OT	0,99	0,01	0,00	0,00	0,00
UT1S fev05	Validação	OT	OT	0,62	0,38	0,00	0,00	0,00
UT1S fev08	Treino	BO	BO	0,04	0,96	0,00	0,00	0,00
UT1S mai07	Treino	BO	BO	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT1S fev07	Teste	BO	BO	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT1P nov07	Validação	BO	**OT**	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT2S nov07	Treino	BO	BO	0,11	0,89	0,00	0,00	0,00
BT1S nov10	Treino	BO	BO	0,05	0,89	0,06	0,00	0,00
UT1M fev08	Treino	BO	BO	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT3M fev08	Teste	BO	BO	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
BT1S ago10	Teste	BO	BO	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00

Tabela H1 - Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo (Continuação).

Amostras	Previsões			Níveis de confiança				
	Fases de processamento	QA(Alvo)	QA(Saída)	QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
UT1S ago12	Treino	BO	BO	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT4S fev08	Treino	BO	BO	0,01	0,99	0,00	0,00	0,00
UT1S mai05	Teste	BO	BO	0,04	0,96	0,00	0,00	0,00
UT4S nov07	Teste	BO	BO	0,21	0,79	0,00	0,00	0,00
BT1S mai05	Validação	BO	**OT**	0,86	0,14	0,00	0,00	0,00
UT1S mai06	Treino	BO	BO	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT1S go06	Treino	BO	BO	0,00	0,97	0,02	0,01	0,00
BT1S ago06	Treino	BO	BO	0,00	0,90	0,09	0,00	0,00
BT1S mai09	Treino	BO	BO	0,14	0,86	0,00	0,00	0,00
BT1S ago09	Treino	BO	BO	0,01	0,91	0,08	0,00	0,00
BT1S fev11	Treino	AC	AC	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00
UT1S mai10	Treino	AC	AC	0,00	0,21	0,78	0,00	0,00
BT1S fev08	Validação	AC	**BO**	0,06	0,86	0,01	0,07	0,00
UT1S mar12	Teste	AC	**BO**	0,01	0,99	0,00	0,00	0,00
UT2P fev08	Teste	AC	**BO**	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT3P fev08	Teste	AC	**BO**	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT1S ago08	Treino	AC	AC	0,00	0,01	0,93	0,06	0,00
BT1M fev08	Treino	AC	AC	0,00	0,00	0,94	0,06	0,00
EM3 ago12	Treino	AC	AC	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00
BT1S fev09	Teste	AC	**BO**	0,00	0,85	0,15	0,00	0,00
BT1S fev07	Treino	AC	AC	0,00	0,00	0,99	0,01	0,00
BT1S mar13	Validação	AC	**RU**	0,00	0,00	0,05	0,95	0,00
BT1S ago08	Validação	AC	AC	0,00	0,00	0,57	0,43	0,00
UT3P out08	Teste	RU	**PE**	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S jul12	Validação	RU	RU	0,00	0,00	0,00	0,99	0,01
BT1S nov11	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1S nov06	Treino	RU	RU	0,00	0,01	0,00	0,99	0,00
UT1S jul12	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	0,96	0,04
BT1S mar12	Validação	RU	**BO**	0,01	0,99	0,01	0,00	0,00
UT2E jul08	Teste	RU	RU	0,00	0,00	0,00	0,79	0,21
UT1,5E jul08	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,01	0,96	0,03
UT1M jul08	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1P nov07	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	0,99	0,00
BT1S mai08	Teste	RU	RU	0,00	0,00	0,00	0,99	0,01
UT3E jul08	Validação	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1S dez12	Teste	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S dez12	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,02	0,97	0,01
BT1P fev08	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	0,97	0,03
UT1S ago11	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,04	0,96	0,00
UT2S ago11	Validação	RU	RU	0,00	0,00	0,01	0,99	0,00
UT1S fev12	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00

Tabela H1 - Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo (Continuação).

Amostras	Previsões			Níveis de confiança				
	Fases de processamento	QA(Alvo)	QA(Saída)	QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
UT3S ago11	Validação	RU	RU	0,00	0,10	0,36	0,53	0,00
UT2S fev12	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S mar13	Teste	RU	RU	0,00	0,00	0,00	0,80	0,20
BT1S mai10	Teste	RU	**AC**	0,00	0,00	0,55	0,45	0,00
UT3S jan09	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT2P out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,01	0,99
UT2S out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT3S out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT2M jan09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT3M out08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1P jan09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT2S jan09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT3M jan09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT2P jan09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1S fev11	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1P out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2P out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1M jan09	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1S jan09	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1S out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,01	0,99
BT2S out08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S jan09	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT4S ago11	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2P nov07	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1P jan09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3P out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT2S mai08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1M mai08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1S mai08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,31	0,69
UT1D jul08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,33	0,67
UT1P fev08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1E jul08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1P jul08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3S jan09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT4S jan09	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT4P out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2P jan09	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT3S mai08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT3D jul08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT3P jul08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3P set08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00

Tabela H1 - Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo (Continuação).

Amostras	Previsões			Níveis de confiança				
	Fases de processamento	QA(Alvo)	QA(Saída)	QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
BT3M set08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2P mai08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2P set08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2M set08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2S set08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2M mai08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2S mai08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2P fev08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2S fev12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S fev12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1P set08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1M mai08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1P mai08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1M set08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S set08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S mai08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3S mai08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3S set08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3S fev12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3S fev08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT3P jan09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT4S mai08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT4S set08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT4S fev08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT4S fev12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT2S ago12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2S ago12	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT3S ago12	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3S ago12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT4S ago12	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2S fev12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S fev12	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S ago12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3S fev12	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT4S ago12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,01	0,99
UT3S fev12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT4S fev12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2S fev12	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT4S jul08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,02	0,98
UT4S mai08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00

Tabela H1 - Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo (Continuação).

Amostras	Previsões			Níveis de confiança				
	Fases de processamento	QA(Alvo)	QA(Saída)	QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
BT4S out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2S jan09	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S ago05	Validação	PE	**RU**	0,00	0,00	0,09	0,91	0,00
UT1S fev06	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S nov05	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S fev06	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1S nov05	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1P out08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT4S jan09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP fev08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
EM1 ago12	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
EM2 ago12	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3S nov07	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 ago07	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 ago12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,01	0,99
IP-90 ago05	Validação	PE	**AC**	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00
IP-90 dez06	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 ago09	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 fev06	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,05	0,95
IP-90 abr12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 jun09	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 out12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 out06	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 ago06	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 jun06	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 out05	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 ago08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 ago10	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 jun12	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 jun11	Validação	PE	**AC**	0,00	0,00	0,99	0,01	0,00
IP-90 jun05	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 abr07	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 fev11	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 abr08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 dez05	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 abr05	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 ago11	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 abr06	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 jun08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 dez08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00

Tabela H1 - Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 9-11-5 (BFGS 44) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo (Conclusão).

Amostras	Previsões			Níveis de confiança				
	Fases de processamento	QA(Alvo)	QA(Saída)	QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
IP-90 fev09	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 fev05	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 abr10	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 dez11	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 out07	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 dez10	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 abr11	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 fev12	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 fev08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 out09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 out11	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 fev07	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 fev10	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 dez09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 dez12	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 dez07	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 out10	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 jun10	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
IP-90 jun07	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00

Tabela H2 - Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo (Continua).

Amostras	Previsões			Níveis de confiança				
	Fases de processamento	QA(Alvo)	QA**(**Saída)	QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
UT1S fev05	Validação	OT	**BO**	0,21	0,34	0,15	0,14	0,17
UT1S nov06	Teste	OT	OT	0,33	0,17	0,19	0,16	0,15
UT1S mai08	Validação	OT	**BO**	0,16	0,35	0,21	0,12	0,16
UT1S dez08	Teste	OT	OT	0,28	0,25	0,22	0,10	0,15
UT1S fev09	Treino	OT	OT	0,34	0,16	0,21	0,17	0,13
UT1S mai09	Teste	OT	**BO**	0,16	0,29	0,23	0,14	0,18
UT1S fev10	Validação	OT	OT	0,36	0,10	0,19	0,21	0,14
UT1S ago10	Validação	OT	**BO**	0,12	0,38	0,28	0,07	0,15
UT1S nov10	Treino	OT	OT	0,34	0,15	0,17	0,19	0,15
UT1S nov11	Teste	OT	OT	0,29	0,26	0,15	0,14	0,16
BT1S fev05	Treino	OT	OT	0,33	0,14	0,20	0,17	0,16
BT1S mai06	Treino	OT	**BO**	0,24	0,25	0,16	0,19	0,17
BT1S dez08	Treino	OT	OT	0,29	0,23	0,18	0,14	0,16
BT1S mai09	Teste	OT	OT	0,36	0,14	0,17	0,19	0,14
BT1S fev10	Teste	OT	OT	0,36	0,05	0,13	0,34	0,11
UT1S nov07	Treino	OT	OT	0,42	0,14	0,16	0,13	0,14
UT3S nov07	Validação	OT	**BO**	0,11	0,36	0,17	0,06	0,30
BT1S nov07	Treino	OT	OT	0,38	0,17	0,15	0,16	0,15
BT2S nov07	Treino	OT	OT	0,34	0,16	0,14	0,20	0,15
UT1S mai05	Treino	BO	BO	0,16	0,41	0,13	0,14	0,16
UT1S mai06	Validação	BO	**RU**	0,12	0,21	0,24	0,28	0,15
UT1S ago06	Validação	BO	BO	0,12	0,31	0,30	0,09	0,18
UT1S fev07	Validação	BO	BO	0,04	0,31	0,31	0,04	0,31
UT1S mai07	Treino	BO	BO	0,14	0,40	0,14	0,15	0,17
UT1S fev08	Validação	BO	**OT**	0,37	0,06	0,19	0,25	0,13
UT1S ago09	Teste	BO	BO	0,16	0,35	0,22	0,10	0,17
BT1S mai05	Treino	BO	BO	0,21	0,31	0,15	0,18	0,16
BT1S ago06	Treino	BO	BO	0,17	0,38	0,14	0,15	0,16
BT1S mai07	Validação	BO	BO	0,04	0,31	0,31	0,04	0,31
BT1S mai09	Treino	BO	BO	0,18	0,29	0,21	0,15	0,17
BT1S ago09	Validação	BO	BO	0,20	0,35	0,27	0,07	0,12
BT1S ago10	Treino	BO	BO	0,15	0,37	0,17	0,16	0,15
BT1S nov10	Treino	BO	BO	0,19	0,28	0,20	0,14	0,18
UT2S nov07	Validação	BO	BO	0,23	0,36	0,12	0,07	0,23
UT1S ago08	Validação	AC	AC	0,09	0,12	0,47	0,08	0,24
UT1S nov09	Treino	AC	**OT**	0,31	0,17	0,26	0,12	0,15
UT1S mai10	Treino	AC	AC	0,23	0,16	0,26	0,16	0,18
UT1S mar12	Treino	AC	AC	0,14	0,14	0,35	0,18	0,19
BT1S fev07	Teste	AC	**BO**	0,04	0,31	0,31	0,04	0,29
BT1S fev08	Teste	AC	**OT**	0,28	0,04	0,28	0,28	0,12
BT1S ago08	Treino	AC	AC	0,14	0,15	0,40	0,16	0,14
BT1S fev09	Treino	AC	AC	0,17	0,14	0,37	0,14	0,18
BT1S fev11	Teste	AC	AC	0,12	0,17	0,27	0,22	0,23
BT1S mar13	Teste	AC	**RU**	0,32	0,05	0,15	0,34	0,14
UT1S nov05	Validação	RU	**PE**	0,18	0,16	0,16	0,07	0,43
UT1S jul12	Treino	RU	RU	0,14	0,17	0,15	0,38	0,16
UT1S dez12	Treino	RU	RU	0,13	0,17	0,16	0,37	0,16
UT1S mar13	Treino	RU	RU	0,16	0,13	0,15	0,38	0,17
BT1S nov06	Treino	RU	RU	0,16	0,17	0,16	0,35	0,16
BT1S mai08	Treino	RU	RU	0,17	0,14	0,15	0,41	0,13

Tabela H2 - Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 14-6-5 (BFGS 42) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo (Conclusão).

Amostras	Previsões			Níveis de confiança				
	Fases de processamento	QA(Alvo)	QA**(**Saída)	QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
BT1S mai10	Treino	RU	RU	0,19	0,13	0,18	0,32	0,19
BT1S nov11	Treino	RU	RU	0,13	0,14	0,16	0,41	0,15
BT1S mar12	Validação	RU	RU	0,27	0,08	0,16	0,33	0,16
BT1S jul12	Teste	RU	RU	0,20	0,08	0,15	0,45	0,12
BT1S dez12	Teste	RU	RU	0,27	0,06	0,19	0,32	0,17
BT1S ago05	Teste	PE	**RU**	0,17	0,09	0,18	0,43	0,12
BT1S nov05	Treino	PE	PE	0,15	0,18	0,18	0,12	0,37
BT1S fev06	Treino	PE	PE	0,15	0,13	0,14	0,15	0,42
UT1S fev06	Treino	PE	PE	0,17	0,15	0,17	0,21	0,31
UT1S fev11	Teste	PE	PE	0,13	0,21	0,17	0,23	0,26
BT3S nov07	Treino	PE	PE	0,15	0,16	0,15	0,15	0,39

Tabela H3 - Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo (Continua).

Amostras	Previsões			Níveis de Confiança				
	Fases de processamento	QA(Alvo)	QA(Saída)	QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
UT1S jan06	Validação	OT	**BO**	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT1S abr09	Teste	OT	**AC**	0,00	0,00	0,92	0,00	0,08
UT1S out11	Validação	OT	**BO**	0,00	0,76	0,00	0,05	0,19
UT1S abr12	Teste	OT	OT	0,41	0,00	0,00	0,37	0,22
BT1S jan05	Treino	OT	OT	0,99	0,00	0,00	0,00	0,00
BT1S nov07	Teste	OT	OT	0,98	0,00	0,02	0,00	0,00
BT1S nov07	Validação	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
BT2S nov07	Teste	OT	OT	0,95	0,00	0,03	0,02	0,00
BT1S fev08	Treino	OT	OT	0,97	0,00	0,00	0,03	0,00
BT2S fev08	Teste	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT1S nov07	Treino	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT2P nov07	Treino	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT3S nov07	Treino	OT	OT	0,99	0,01	0,00	0,00	0,00
UT3P nov07	Teste	OT	OT	0,99	0,01	0,00	0,00	0,00
UT1S fev08	Teste	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT2S fev08	Treino	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT2M fev08	Validação	OT	OT	0,84	0,00	0,00	0,00	0,16
UT3S fev08	Treino	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT4S out08	Treino	OT	OT	0,99	0,00	0,00	0,00	0,01
UT1P nov07	Treino	BO	BO	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT2S nov07	Validação	BO	**OT**	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT4S nov07	Validação	BO	BO	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT1M fev08	Validação	BO	**OT**	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT3M fev08	Treino	BO	BO	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT4S fev08	Validação	BO	**OT**	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT1S ago12	Teste	BO	**RU**	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S out05	Treino	BO	BO	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT1S fev05	Treino	BO	BO	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT1S out09	Validação	BO	BO	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT1S abr10	Treino	BO	BO	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
BT1S mai07	Validação	BO	**AC**	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00
UT2P fev08	Treino	AC	AC	0,03	0,00	0,97	0,00	0,00
UT3P fev08	Treino	AC	AC	0,00	0,00	0,99	0,01	0,01
BT1M fev08	Teste	AC	**OT**	0,98	0,00	0,00	0,02	0,00
UT1S abr05	Validação	AC	AC	0,00	0,00	0,99	0,00	0,01
BT1S abr05	Treino	AC	AC	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00
BT1S mai07	Treino	AC	AC	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00
BT1S out12	Treino	AC	AC	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00
UT1S mai07	Teste	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1P nov07	Teste	RU	**PE**	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1P fev08	Treino	RU	RU	0,02	0,00	0,00	0,98	0,00
BT2S fev12	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00

Tabela H3 - Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo (Continuação).

Amostras	Previsões			Níveis de Confiança				
	Fases de processamento	QA(Alvo)	QA(Saída)	QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
BT3S fev12	Teste	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT2S fev12	Teste	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S ago11	Validação	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT2S ago11	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	0,99	0,01
UT3S ago11	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S fev12	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT2S fev12	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT3S fev12	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT4S fev12	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1S out09	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1S out11	Validação	RU	RU	0,00	0,00	0,01	0,97	0,02
BT1S abr12	Teste	RU	RU	0,01	0,00	0,00	0,99	0,00
BT1S nov06	Teste	RU	RU	0,00	0,00	0,16	0,82	0,02
BT1S jul05	Teste	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1S abr10	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S nov08	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S dez08	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S abr11	Teste	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S mai05	Treino	RU	RU	0,00	0,02	0,00	0,98	0,00
BT1S abr09	Validação	RU	**AC**	0,01	0,00	0,94	0,01	0,04
UT1S mai06	Validação	RU	RU	0,00	0,00	0,00	0,99	0,01
UT1S nov06	Teste	RU	**BO**	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT1S out12	Validação	RU	**BO**	0,00	0,92	0,00	0,01	0,08
BT1S out05	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1S abr13	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1,5E jul08	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	0,96	0,04
UT1S fev13	Validação	RU	RU	0,00	0,00	0,24	0,75	0,00
UT1S abr13	Teste	RU	**PE**	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1M jul08	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	0,98	0,02
BT1S nov08	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1S dez08	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1S mai05	Teste	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT2E jul08	Validação	RU	**PE**	0,00	0,00	0,00	0,24	0,76
UT3E jul08	Teste	RU	RU	0,00	0,00	0,00	0,64	0,36
UT3P out08	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1S ago12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2S ago12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3S ago12	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT4S ago12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1P fev08	Validação	PE	**OT**	0,96	0,00	0,00	0,04	0,00
BT1S fev12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1D jul08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,32	0,68

Tabela H3 - Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo (Continuação).

Amostras	Previsões			Níveis de Confiança				
	Fases de processamento	QA(Alvo)	QA(Saída)	QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
UT4S ago11	Teste	PE	**RU**	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT3S ago12	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT4S ago12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT2S ago12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1S mai08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT4P out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1E jul08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,01	0,99
UT4S jul08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,01	0,99
UT1S set13	Treino	PE	PE	0,01	0,00	0,00	0,00	0,99
UT1S out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT3D jul08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT2P out08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2P nov07	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT3P jan09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S out08	Validação	PE	PE	0,43	0,00	0,00	0,00	0,57
BT2S out08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT2S out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1S abr05	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,07	0,00	0,93
BT1S abr05	Validação	PE	**AC**	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00
BT4S out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT3S out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3S nov07	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1P jul08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2M set08	Teste	PE	**RU**	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1P out08	Validação	PE	PE	0,47	0,00	0,00	0,00	0,53
UT3P jul08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT2M jan09	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S set13	Teste	PE	PE	0,09	0,00	0,00	0,19	0,71
UT3S mai08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S set08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2S set08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1M mai08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT3M out08	Treino	PE	PE	0,01	0,00	0,00	0,00	0,99
BT3S set08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT4S set08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1P jan09	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S fev12	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT4S mai08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S jan09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT3S jan09	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT4S jan09	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1M set08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00

Tabela H3 - Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 18-19-5 (BFGS 40) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo (Conclusão).

Amostras	Previsões			Níveis de Confiança				
	Fases de processamento	QA(Alvo)	QA(Saída)	QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
BT4S fev12	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2S fev12	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1S jan09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1P jan09	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT2S jan09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1P out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT2S mai08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S abr11	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3M set08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT3M jan09	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3P out08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3S fev12	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3P set08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2S jan09	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1P set08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3S jan09	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1M jan09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT4S fev08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2P jan09	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2M mai08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT2P jan09	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S mai08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2S mai08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2P fev08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2P set08	Teste	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT4S jan09	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1M mai08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2P mai08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT2P out08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3S mai08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT4S mai08	Validação	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1P mai08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3S fev08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT3S fev08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00

Tabela H4 - Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo (Continua).

	Previsões			Nível de Confiança				
Amostra	Fases de processamento	QA(Alvo)	QA(Saída)	QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
UT1S fev08	Validação	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
BT1S abr12	Teste	OT	OT	0,98	0,02	0,00	0,00	0,00
BT1S out11	Validação	OT	OT	0,60	0,02	0,00	0,00	0,38
BT1S out09	Teste	OT	OT	0,75	0,25	0,00	0,00	0,00
BT2S fev08	Treino	OT	OT	0,99	0,01	0,00	0,00	0,00
BT1S fev08	Teste	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT1S fev09	Validação	OT	OT	0,99	0,01	0,00	0,00	0,00
BT1S dez08	Teste	OT	OT	0,99	0,01	0,00	0,00	0,00
UT1S abr09	Treino	OT	OT	0,98	0,02	0,00	0,00	0,00
UT2S fev08	Teste	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT1S dez08	Treino	OT	OT	0,99	0,01	0,00	0,00	0,00
BT1S mai05	Treino	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT1S fev05	Treino	OT	OT	0,99	0,01	0,00	0,00	0,00
UT3S fev08	Teste	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
UT1S fev10	Teste	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
BT1S fev05	Treino	OT	OT	0,98	0,02	0,00	0,00	0,00
UT1S out11	Validação	OT	OT	0,98	0,02	0,00	0,00	0,00
UT1S abr12	Treino	OT	OT	0,91	0,09	0,00	0,00	0,00
UT1S ago10	Treino	OT	OT	0,98	0,02	0,00	0,00	0,00
UT1S nov06	Treino	OT	OT	0,97	0,03	0,00	0,00	0,00
UT1S nov10	Validação	OT	OT	0,97	0,03	0,00	0,00	0,00
BT1S nov09	Validação	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
BT1S ago09	Validação	OT	OT	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
BT1S mai06	Treino	OT	OT	0,96	0,04	0,00	0,00	0,00
BT1S mai07	Validação	OT	**BO**	0,18	0,59	0,23	0,00	0,00
BT1S jan05	Teste	OT	OT	0,92	0,08	0,00	0,00	0,00
BT1S nov07	Treino	OT	OT	0,95	0,05	0,00	0,00	0,00
UT1S jan06	Treino	OT	OT	0,77	0,23	0,00	0,00	0,00
UT1S nov09	Validação	OT	OT	0,99	0,01	0,00	0,00	0,00
Bita fev10	Treino	OT	OT	0,72	0,28	0,00	0,00	0,00
UT1S nov11	Validação	OT	OT	0,99	0,01	0,00	0,00	0,00
UT1S mai08	Treino	OT	OT	0,77	0,23	0,00	0,00	0,00
UT1S mai06	Treino	OT	OT	0,75	0,25	0,00	0,00	0,00
UT1S out09	Teste	BO	**OT**	0,55	0,45	0,00	0,00	0,00
UT1S abr10	Validação	BO	BO	0,33	0,67	0,00	0,00	0,00
BT1S mai07	Treino	BO	BO	0,25	0,73	0,02	0,00	0,00
BT1S mai07	Treino	BO	BO	0,07	0,85	0,09	0,00	0,00
BT1S nov06	Treino	BO	BO	0,05	0,84	0,11	0,00	0,00
BT1S abr05	Teste	BO	BO	0,02	0,95	0,03	0,00	0,00
UT1S fev08	Teste	BO	BO	0,46	0,52	0,02	0,00	0,00
BT1S ago06	Treino	BO	BO	0,32	0,58	0,11	0,00	0,00

Tabela H4 - Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo (Continuação).

	Previsões			Nível de Confiança				
Amostra	Fases de processamento	QA(Alvo)	QA(Saída)	QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
UT1S fev05	Treino	BO	BO	0,02	0,98	0,00	0,00	0,00
UT1S out05	Teste	BO	BO	0,02	0,98	0,00	0,00	0,00
BT1S ago10	Teste	BO	BO	0,08	0,86	0,06	0,00	0,00
UT1S ago06	Validação	BO	BO	0,08	0,88	0,04	0,00	0,00
UT1S mai07	Treino	BO	BO	0,03	0,92	0,05	0,00	0,00
UT1S fev07	Treino	BO	BO	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
UT1S mai09	Treino	BO	**OT**	0,53	0,47	0,00	0,00	0,00
BT1S nov10	Treino	BO	BO	0,01	0,97	0,02	0,00	0,00
UT1S mai07	Treino	BO	BO	0,19	0,81	0,00	0,00	0,00
UT1S abr05	Treino	BO	BO	0,00	0,97	0,03	0,00	0,00
BT1S mai09	Treino	BO	BO	0,00	0,98	0,02	0,00	0,00
UT1S mai05	Validação	BO	BO	0,05	0,95	0,00	0,00	0,00
UT1S ago09	Teste	BO	BO	0,09	0,91	0,00	0,00	0,00
UT1S ago08	Teste	AC	**BO**	0,08	0,61	0,30	0,01	0,00
UT1S nov08	Teste	AC	**BO**	0,00	0,90	0,01	0,09	0,00
BT1S ago08	Treino	AC	AC	0,00	0,02	0,88	0,09	0,00
BT1S abr09	Treino	AC	AC	0,01	0,04	0,94	0,00	0,00
BT1S fev09	Treino	AC	AC	0,00	0,02	0,98	0,00	0,00
BT1S mar13	Teste	AC	AC	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00
BT1S abr10	Treino	AC	AC	0,00	0,14	0,86	0,00	0,00
UT1S dez08	Validação	AC	**BO**	0,00	0,90	0,01	0,09	0,00
BT1S jul05	Validação	AC	**BO**	0,00	0,92	0,08	0,00	0,00
UT1S mai10	Teste	AC	**BO**	0,06	0,63	0,31	0,00	0,00
BT1S fev07	Validação	AC	AC	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00
BT1S out12	Treino	AC	AC	0,00	0,05	0,86	0,10	0,00
BT1S fev11	Treino	AC	AC	0,00	0,01	0,99	0,00	0,00
BT1S fev08	Treino	AC	AC	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00
UT1S mar12	Validação	AC	AC	0,00	0,29	0,71	0,00	0,00
UT1S mai05	Teste	AC	AC	0,00	0,10	0,70	0,21	0,00
UT1S abr11	Treino	AC	AC	0,00	0,09	0,87	0,04	0,00
UT1S abr13	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S mar13	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S dez12	Teste	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1S mai10	Validação	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1S abr13	Teste	RU	**BO**	0,00	0,99	0,00	0,01	0,00
BT1S nov11	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1S mai05	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1S nov08	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1S nov06	Validação	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1S dez12	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,07	0,93	0,00
BT1S mar12	Validação	RU	**AC**	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00

Tabela H4 - Planilha das previsões e os níveis de confiança da RNA MLP 8-4-5 (BFGS 53) para Qualidade da água das amostras dos mananciais em estudo (Conclusão).

	Previsões			Nível de Confiança				
Amostra	Fases de processamento	QA(Alvo)	QA(Saída)	QA(OT)	QA(BO)	QA(AC)	QA(RU)	QA(PE)
BT1S mai08	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,01	0,99	0,00
BT1S jul12	Teste	RU	RU	0,00	0,00	0,04	0,96	0,00
BT1S out05	Teste	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S nov06	Validação	RU	RU	0,00	0,01	0,35	0,64	0,00
UT1S jul12	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S fev13	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S out12	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S mai06	Treino	RU	RU	0,00	0,00	0,06	0,93	0,00
BT1S dez08	Teste	RU	RU	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S nov05	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S abr11	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1S set13	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S ago05	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S abr05	Validação	PE	**RU**	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT1S nov05	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S fev06	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
UT1S fev06	Validação	PE	**RU**	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S fev11	Teste	PE	**RU**	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
BT3S fev08	Treino	PE	PE	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
BT1S set13	Validação	PE	**RU**	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
UT1S abr05	Validação	PE	**RU**	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00

ANEXO

ANEXO A - FICHA TÉCNICA E CARACTERÍSTICAS DAS BARRAGENS DE UTINGA E BITA

Tabela A1 - Ficha técnica da Barragem de Utinga

FICHA TÉCNICA			
IDENTIFICAÇÃO			
Obra:	Barragem Utinga		
Localidade:		**Município:**	Cabo de S. Agostinho
Bacia hidrográfica:	GL2		
Curso d'água:			
Finalidade:	Abastecimento d'água da RMR		

PROJETO E CONSTRUÇÃO			
Projeto:		**Construção:**	
Fiscalização:		**Período de execução:**	

CARACTERÍSTICAS TÉCNICAS			
Área da bacia hidrográfica (Km²):	14,68	**Extensão do vertedouro (m):**	
Área da bacia hidráulica (ha):		**Cota do vertedouro (m):**	63,00
Volume de acumulação (m³):	10.270.000	**Tipo de vertedouro:**	
Desc. Regularizada (l/s):	350,0	**Extensão pelo coroamento (m):**	
Tipo de barragem:	Homogênea	**Cota do coroamento (m):**	65,80
Altura máx. c/ fundação (m):	25,0	**Largura do coroamento (m):**	
Diâmetro da tomada d'água (mm):		**Cota da tomada d'água (m):**	47,00
Diâmetro da desc. de fundo (mm):		**Cota da descarga de fundo (m):**	46,70
		Cota da lâmina máxima(m):	64,20

Órgão responsável pela operação e manutenção:	-

BARRAGEM UTINGA

CURVA COTA - ÁREA - VOLUME

Cota	Área (m^2)	Volume (m^3)
45	9.408	6.960
50	71.040	208.080
55	480.048	1.585.800
56	602.976	2.127.312
57	771.888	2.184.744
58	942.720	3.672.048
59	1.108.752	4.697.784
60	1.269.448	5.886.884
61	1.389.120	7.216.168
62	1.529.904	8.675.680
63	1.657.200	10.269.232
64	1.834.080	12.014.872
65	1.923.456	13.893.640
70	2.205.633	24.216.362

Tabela A2 - Ficha técnica da Barragem do Bita

FICHA TÉCNICA			
IDENTIFICAÇÃO			
Obra:	Barragem Bita		
Localidade:		**Município:**	Cabo de S. Agostinho
Bacia hidrográfica:	GL 2		
Curso d'água:			
Finalidade:	Abastecimento d'água da RMR		

PROJETO E CONSTRUÇÃO			
Projeto:		**Construção:**	
Fiscalização:		**Período de execução:**	

CARACTERÍSTICAS TÉCNICAS			
Área da bacia hidrográfica (Km²):	20,58	**Extensão do vertedouro (m):**	45,00
Área da bacia hidráulica (ha):		**Cota do vertedouro (m):**	34,70
Volume de acumulação (m³):	2.270.000	**Tipo de vertedouro:**	Creager
Desc. Regularizada (l/s):	300,0	**Extensão pelo coroamento (m):**	
Tipo de barragem:	Homogênea	**Cota do coroamento (m):**	37,80
Altura máx. c/ fundação (m):		**Largura do coroamento (m):**	
Diâmetro da tomada d'água (mm):		**Cota da tomada d'água (m):**	21,00
Diâmetro da desc. de fundo (mm):		**Cota da descarga de fundo (m):**	20,70
		Cota da lâmina máxima(m):	

Órgão responsável pela operação e manutenção:	-

BARRAGEM BITA

CURVA COTA - ÁREA - VOLUME

Cota	Área (m^2)	Volume (m^3)
21	200	-
22	400	300
23	23.980	12.490
24	37.160	43.060
25	54.780	89.030
26	85.160	159.000
27	134.060	286.650
28	196.940	435.110
29	249.200	657.180
30	295.420	929.490
31	332.120	1.243.260
32	376.760	1.597.700
33	418.320	1.995.240
34	460.040	2.434.420
35	526.900	2.927.890
36	574.700	3.478.690
37	623.180	4.077.630
38	673.940	4.726.190
39	724.600	5.425.460
40	778.720	6.177.120
41	832.440	6.982.700

Tabela A3 - Características da Barragem de Utinga

Características	**Barragem de Utinga**
Localização	Ipojuca
Coordenadas	8°22'20.2"S e 35°03'20.2"O
Rio ou Riacho contribuinte	Rio Utinga de Baixo
Capacidade de Acumulação (m^3)	10.270.000
Usos Preponderantes da Água	Abastecimento público e proteção das comunidades aquáticas.
Características do Entorno	Vegetação de mata atlântica.
Latitude (m)	50 e 170
Acumulação (m^3)	10.400.000
Cota máxima de operação (m)	63,00
Cota mínima de operação (m)	56,00
Descarga regularizada (L/s)	350
Descarga de pico (m^3/s)	127
Voluma total de cheia (m^3)	3.810.000
Comprimento do sangradouro (m)	40
Altura máxima sobre a soleira do sangradouro (m)	1,2
Corte do coroamento dos diques (m)	65
Área inundada (ha)	165

Tabela A4 - Características da Barragem do Bita

Características	**Barragem do Bita**
Localização	Ipojuca
Coordenadas	8°21'12.2"S e 35°03'14.7"O
Rio ou Riacho contribuinte	Rio Tabatinga
Capacidade de Acumulação (m^3)	2.270.000
Usos Preponderantes da Água	Abastecimento público e proteção das comunidades aquáticas.
Características do Entorno	Vegetação de mata atlântica.
Latitude (m)	20 e 150
Acumulação (m^3)	2.770.000
Cota máxima de operação (m)	34,70
Cota mínima de operação (m)	27,00
Descarga regularizada (L/s)	300
Descarga de pico (m^3/s)	241
Voluma total de cheia (m^3)	5.710.000
Comprimento do sangradouro (m)	45
Altura máxima sobre a soleira do sangradouro (m)	1,87
Corte do coroamento dos diques (m)	37
Área inundada (ha)	50