

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO TECNOLÓGICO
PROGRAMA DE POS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AMBIENTAL

JULIANA PEREIRA LOUZADA VALORY

Aplicação combinada de Técnica de Otimização e Modelo de Qualidade de Água na Determinação de Eficiências de Sistemas de Tratamento de Efluentes Domésticos: Uma abordagem para Gerenciamento de Bacias Hidrográficas.

VITÓRIA
2013

JULIANA PEREIRA LOUZADA VALORY

Aplicação combinada de Técnica de Otimização e Modelo de Qualidade de Água na Determinação de Eficiências de Sistemas de Tratamento de Efluentes Domésticos: Uma abordagem para Gerenciamento de Bacias Hidrográficas.

Dissertação apresentada com requisito parcial para obtenção do título de mestre pelo Programa de Pós- Graduação em Engenharia Ambiental da Universidade Federal do Espírito Santo – UFES. Área de concentração: Recursos Hídricos

Orientador: Prof.Dr. José Antônio Tosta dos Reis

VITÓRIA

2013

Dados Internacionais de Catalogação-na-publicação (CIP)
(Biblioteca Setorial Tecnológica,
Universidade Federal do Espírito Santo, ES, Brasil)

V199a Valory, Juliana Pereira Louzada, 1987-
Aplicação combinada de método de otimização e modelo de
qualidade de água na determinação de eficiências de sistemas
de tratamento de efluentes domésticos : uma abordagem para
gerenciamento de bacias hidrográficas / Juliana Pereira Louzada
Valory. – 2013.
114 f. : il.

Orientador: José Antônio Tosta dos Reis.
Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental) –
Universidade Federal do Espírito Santo, Centro Tecnológico.

1. Algoritmos genéticos. 2. Otimização combinatória. 3.
Modelagem. 4. Águas residuais. I. Reis, José Antônio Tosta dos,
1969-. II. Universidade Federal do Espírito Santo. Centro
Tecnológico. III. Título.

CDU: 628



UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO TECNOLÓGICO
PROGRAMA DE POS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AMBIENTAL

JULIANA PEREIRA LOUZADA VALORY

**Aplicação combinada de Técnica de Otimização e Modelo de
Qualidade de Água na Determinação de Eficiências de Sistemas de
Tratamento de Efluentes Domésticos: Uma abordagem para
Gerenciamento de Bacias Hidrográficas.**

Dissertação apresentada com requisito parcial para obtenção do título de grau de mestre em Engenharia Ambiental pelo Programa de Pós- Graduação em Engenharia Ambiental da Universidade Federal do Espírito Santo – UFES.

Aprovada em 03 de junho de 2013

COMISSÃO EXAMINADORA

Prof. Dr José Antônio Tosta dos Reis
Universidade Federal do Espírito Santo
(Orientador)

Prof. Dr. Antônio Sérgio Ferreira Mendonça
Universidade Federal do Espírito Santo
(Examinador Interno)

Prof. Dr. Fernando das Graças Braga da Silva
Universidade Federal de Itajubá
(Examinador Externo)

À família Louzada Valory

AGRADECIMENTOS

A Deus, por estes dois últimos anos cheios de bênçãos.

Aos meus pais Adelmo e Ana Lúcia e, à minha irmã Jamila, pelo constante reforço de ânimo e apoio nos bastidores da vida de uma mãe estudante.

Ao professor José Antônio Tosta dos Reis, pela confiança e relação de respeito e amizade conquistada ao longo de cinco anos de orientação que muito contribuíram para meu desenvolvimento pessoal e profissional.

Aos colegas do Departamento de Informática e em especial à professora Maria Cristina Rangel, por me apresentarem ao mundo dos algoritmos.

Aos meus amigos Pedro e Marina, por estarem sempre presentes, por compartilharem comigo momentos de alegria e dificuldade, por de uma forma ou outra, terem contribuído no desenvolvimento desse trabalho.

A Vinícius Gama Valory Frauches, a quem muito devo pelo apoio intelectual e pelas madrugadas pacientemente cedidas ao desenvolvimento desta pesquisa. Agradeço por suportar minhas oscilações de humor e pela linda dedicação à nossa família.

RESUMO

A disposição final de efluentes domésticos brutos em corpos d'água representa um dos principais problemas de degradação ambiental, constituindo a implantação de estações de tratamento de esgotos a mais usual medida de controle. O processo de seleção de uma estação de tratamento de esgoto é complexo quando observado do ponto de vista de uma bacia hidrográfica, com múltiplos lançamentos, de diferentes cargas, em corpos d'água com diferentes capacidades de assimilação. Neste contexto, novas metodologias e ferramentas têm sido desenvolvidas para oferecer adequado suporte ao processo decisório associado à seleção de sistemas que dão forma às estações de tratamento de esgotos. O presente trabalho tem por objetivo combinar um modelo de qualidade de água e uma Técnica de otimização - o Algoritmo Genético - como alternativa metodológica para o processo de seleção de sistemas de tratamento de esgotos. Foram desenvolvidos três diferentes modelos de otimização que buscaram minimizar o somatório de eficiências de tratamento no âmbito de uma bacia hidrográfica, manter a equidade entre os diferentes lançamentos e atender às restrições de ordem ambiental. O modelo matemático de qualidade de água e o Algoritmo Genético foram combinados no ambiente computacional do software MatLab. Algoritmo de busca exaustiva foi implementado com o objetivo de avaliar as eficiências estimadas com auxílio do Algoritmo Genético. Os resultados indicaram que o menor somatório de eficiências foi obtido a partir do modelo de otimização que permitia explorar a capacidade de autodepuração dos rios. O emprego do Algoritmo Genético permitiu estimar eficiências de remoção de matéria orgânica muito próximas daquelas estimadas pelo algoritmo de Busca Exaustiva em tempo de processamento substancialmente menor.

Palavras chaves: Otimização; Algoritmo Genético; modelagem da qualidade de água; tratamento de esgotos

ABSTRACT

The disposal of raw sewages into water bodies courses a major environmental problem. Design building and operation of wastewater treatment plants have been the most usual control effort for this problem. The selection of wastewater treatment plants become more complex when analyzed from view of watershed multiple discharges of different loads into water bodies with different self-purification capabilities. In this context, new tools and methodologies have been developed to provide adequate support to the decision-making process for selecting wastewater treatment plants systems. This work aims to combine water quality model and optimization technique -Genetics Algorithms - as an alternative methodology for the selection wastewater treatment systems. Three different optimization models were combined in order to minimize the sum of efficiencies of treatment within a watershed, maintain equity between different discharges and comply with environmental constraints. The mathematical water quality model and the Genetic Algorithm were combined in the MATLAB software computational environment. An exhaustive search algorithm was implemented to evaluate the efficiencies estimated using the Genetic Algorithm. The results indicate that the lowest sum of efficiencies was obtained from the optimization model that considerate rivers' self-purification. The use of genetic algorithm made possible to estimate organic matter removal efficiencies very close to those estimated by the Exhaustive Search algorithm in a computer processing time substantially smaller.

Keywords: Optimization; Genetics Algorithms; modeling of water quality; wastewater treatment

LISTA DE FIGURAS

Figura 01: Representação esquemática de um trecho do rio	31
Figura 02: Mínimos e máximos locais e globais num processo de otimização.....	37
Figura 03: Etapalização do Algoritmo Genético	49
Figura 04: Localização da sub-bacia do Rio Santa Maria da Vitória	58
Figura 05: Representação esquemática do sistema hídrico a ser estudado	64
Figura 06: Representação esquemática do sistema hídrico a ser modelado conforme cenário A	65
Figura 07: Representação esquemática do sistema hídrico a ser modelado conforme cenário B	66
Figura 08: Representação esquemática do sistema hídrico a ser modelado conforme cenário C	66
Figura 09: Fluxograma de etapas da aplicação e verificação da técnica de otimização	76
Figura 10: Perfil de DBO associado ao cenário A, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na como Classe I.....	81
Figura 11: Perfil de OD associado ao cenário A, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na como Classe I.....	81
Figura 12: Perfil de DBO associado ao cenário A, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II	83
Figura 13: Perfil de OD associado ao cenário A, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II	83
Figura 14: Perfil de DBO associado ao cenário A, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III	85
Figura 15: Perfil de OD associado ao cenário A, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III	85

Figura 16: Perfil de DBO associado ao cenário B, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II	88
Figura 17: Perfil de OD associado ao cenário B, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II	88
Figura 18: Perfil de DBO associado ao cenário C, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II	88
Figura 19: Perfil de OD associado ao cenário C, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II	88
Figura 20: Evolução do <i>fitness</i> (valor de aptidão) de cada indivíduo da população	93
Figura 21: Histograma do <i>fitness</i> (valor de aptidão) obtido pelos indivíduos da população.....	93
Figura 22: Evolução do <i>fitness</i> máximo e médio da população de indivíduos ao longo das gerações.....	94
Figura 23: Perfil de DBO associado ao cenário B, após resolução do problema de otimização, considerando classificação do rio Santa Maria da Vitória classificado como Classe I.....	111
Figura 24: Perfil de OD associado ao cenário B, após resolução do problema de otimização, considerando classificação do rio Santa Maria da Vitória classificado como Classe I.....	111
Figura 25: Perfil de DBO associado ao cenário B, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III	112
Figura 26: Perfil de OD associado ao cenário B, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III	112
Figura 27: Perfil de DBO associado ao cenário C, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe I	113

Figura 28:Perfil de OD associado ao cenário C, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe I	113
Figura 29:Perfil de DBO associado ao cenário C, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III	114
Figura 30: Perfil de OD associado ao cenário C, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III	114

LISTA DE TABELAS

Tabela 01: Padrões de lançamento e usos preponderantes de acordo com as classes de enquadramento, segundo Resolução CONAMA nº 357/2005.....	23
Tabela 02: Metodologias de seleção de processos de tratamento de águas residuárias.....	25
Tabela 03: Evolução histórica dos modelos matemáticos de qualidade de água.....	29
Tabela 04: Coeficientes e expoentes necessários à determinação de <i>K₂</i>	63
Tabela 05: Avaliação de operadores e parâmetros genéticos para o problema de otimização	77
Tabela 06: Operadores e parâmetros utilizados na aplicação do Algoritmo Genético	79
Tabela 07: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário A, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe I	80
Tabela 08: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário A, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II.	82
Tabela 09: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário A, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III	84
Tabela 10: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário B, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II	86
Tabela 11: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário C, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II	86
Tabela 12: Concentrações máximas e mínimas estimadas para os parâmetros OD e DBO nos diversos cenários simulados quando da disposição de efluentes brutos..	88
Tabela 13: Eficiências estimadas para o cenário B, considerando relação de equidade entre os lançamentos e a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória como classe I	90

Tabela 14: Eficiências estimadas para o cenário B, considerando relação de equidade entre os lançamentos e a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória como classe II	91
Tabela 15:Eficiências estimadas para o cenário B, após aplicação de técnica de otimização, considerando relação de equidade entre os lançamentos no rio Santa Maria da Vitória classificado como classe III.....	92
Tabela 16: Comparação entre resultados do Algoritmo Exaustivo e Algoritmo Genético.....	94
Tabela 17: Complexidade dos algoritmos	95
Tabela 18:Confronto entre os resultados obtidos neste trabalho com o de Salim (2004) e Louzada <i>et al</i> (2013) para o mesmo sistema hídrico.	96
Tabela 19: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário B, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe I	111
Tabela 20: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário B, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III	112
Tabela 21: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário C, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe I	113
Tabela 23: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário C, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III	114

LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS E SÍMBOLOS

- a, b, α e β : Constantes empíricas determinadas por curvas de regressão;
- AG: Algoritmo Genético;
- C: Concentração (mg/l);
- C_{Esg} : Concentração do parâmetro analisado no esgoto (mg/L);
- CNRH: Conselho Nacional de Recursos Hídricos
- C_0 : Concentração inicial (mg/l);
- $CO_{\text{Esgoto Bruto}}$: Carga orgânica do esgoto bruto ($\text{Kg}\cdot\text{d}^{-1}$);
- CONAMA : Conselho Nacional de Meio Ambiente;
- C_{rio} :Concentração do parâmetro analisado no rio (mg/L);
- C_s : Concentração de saturação do oxigênio dissolvido (mg/l);
- C_{Trib} : Concentração do parâmetro analisado no tributário (mg/L);
- DBO : Déficit de oxigênio dissolvido (mg/l);
- $DBO_{5,20}$: Demanda Bioquímica de Oxigênio por 5 dias a 20 graus Celsius (mg/L);
- $DBO_{\text{Curso d'água}}$: Demanda Bioquímica de Oxigênio do curso d'água (mg/L);
- $DBO_{\text{Esgoto Bruto}}$:Demanda Bioquímica de Oxigênio do esgoto bruto (mg/L);
- $DBO_{\text{Esgoto Tratado}}$:Demanda Bioquímica de Oxigênio após tratamento (mg/L);
- dL/dt : Taxa de oxidação da matéria orgânica (mg/l dia);
- D_0 : Déficit de oxigênio dissolvido no tempo $t = 0$ (mg/l);
- D_t : Déficit de oxigênio dissolvido no tempo t (mg/l);
- E : Eficiência de tratamento ou remoção (%);
- ETE : Estação de Tratamento de Esgotos;
- F : Taxa de produção de OD por fotossíntese ($\text{mg}_{O_2}/\text{m}^3\cdot\text{d}$);
- H : Profundidade do corpo d'água (m);
- K_1 : Coeficiente de desoxigenação (d^{-1});
- K_2 : Coeficiente de reaeração (d^{-1});
- K_d : Coeficiente de decomposição de DBO (d^{-1});
- K_s : Coeficiente de decaimento da DBO na sedimentação (d^{-1});
- L: Concentração de DBO última em um tempo de percurso t qualquer (mg/l);
- L_{rd} : Taxa de entrada de DBO última difusa na massa líquida ($\text{g}/\text{m}^3\cdot\text{d}$);
- MC: concentração resultante do processo de mistura (mg/L)
- OD : concentração de oxigênio dissolvido (mg/l);
- P_1, P_2, P_3, P_4, P_5 : Entrada de efluente pontual;

PD: Programação Dinâmica

pH : Potencial hidrogeniônico;

PL : Programação Linear;

PNL : Programação Não Linear;

PNRH: Política Nacional de Recursos Hídricos

PPP: Princípio Poluidor- Pagador;

Q: vazão (m^3/s);

Q_{Esg} : Vazão dos efluentes domésticos(m^3/s);

Q_{rio} : Vazão do rio principal (m^3/s);

Q_{Trib} : Vazão dos tributários (m^3/s);

R: Taxa de consumo de OD por respiração ($mg_{O_2}/d.m^3$);

S_d : Coeficiente de liberação da amônia pelo sedimento de fundo ($mg_{O_2}/l.d$);

SNIS: Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento

U: Velocidade Média (m/s);

ΔC : Variação da concentração no elemento computacional i (mg/L)

Σ : Somatório.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	17
2 OBJETIVOS.....	20
2.1 GERAL.....	20
2.2 ESPECÍFICOS.....	20
3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	21
3.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS SOBRE O GERENCIAMENTO DE RECURSOS HÍDRICOS.....	21
3.2 SELEÇÃO DE SISTEMAS DE TRATAMENTO DE ESGOTOS.....	23
3.3 MODELAGEM MATEMÁTICA DA QUALIDADE DA ÁGUA.....	27
3.4 OTIMIZAÇÃO.....	36
3.4.1 Considerações Gerais.....	36
3.4.2 Técnicas de Otimização.....	37
3.4.3 Algoritmo Genético.....	42
3.4.4 Aplicação do Algoritmo Genético em Problemas em Recursos Hídricos.....	49
3.5 COMPLEXIDADE DE ALGORITMO.....	54
4 METODOLOGIA.....	57
4.1 ÁREA DE ESTUDO.....	58
4.2 MODELO PARA SIMULAÇÃO DE QUALIDADE DA ÁGUA.....	59
4.3 CONSTANTES CINÉTICAS, INFORMAÇÕES HIDRODINÂMICAS E DE QUALIDADE DA ÁGUA.....	62
4.4 CENÁRIOS SIMULADOS.....	64
4.5 PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO.....	67
4.6 GRUPOS DE OTIMIZAÇÃO.....	68
4.7 INSERÇÃO DAS CONDIÇÕES DE EQUIDADE NO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO.....	69
4.7.1 Determinação do modelo I de otimização.....	70

4.7.2	Determinação do modelo II de otimização	71
4.7.3	Determinação do modelo III de otimização	71
4.8	DETERMINAÇÃO DOS PARÂMETROS E OPERADORES DO ALGORITMO GENÉTICO	73
4.9	VERIFICAÇÃO DO DESEMPENHO DA TÉCNICA DE OTIMIZAÇÃO	75
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	77
5.1	DEFINIÇÃO DOS PARÂMETROS DO ALGORITMO GENÉTICO	77
5.2	EFICIÊNCIAS DE TRATAMENTOS DE ESGOTOS POR GRUPO DE OTIMIZAÇÃO	79
5.2.1	Conjunto de Eficiências associadas às diferentes classes de enquadramento	79
5.2.2	Conjunto de Eficiências associadas aos diferentes cenários de simulação	86
5.3	RELAÇÃO DE EQUIDADE ENTRE OS LANÇAMENTOS	89
5.3.1	Perspectiva de enquadramento na Classe I	89
5.3.2	Perspectiva de enquadramento na classe II	90
5.3.3	Perspectiva de enquadramento na Classe III	92
5.4	DESEMPENHO DA TÉCNICA DE OTIMIZAÇÃO	94
5.5	COMPARAÇÃO ENTRE TÉCNICAS OTIMIZADORES	96
6	CONCLUSÕES	98
7	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	100
	REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA	101
	APÊNDICE A - Conjunto de Eficiências estimadas para o Cenário B	111
	APÊNDICE B - Conjunto de Eficiências estimadas para o Cenário C	113

1 INTRODUÇÃO

O planejamento e gerenciamento dos recursos hídricos têm importância fundamental no estabelecimento de diretrizes e ações para o aproveitamento, controle e conservação dos corpos d'água, principalmente em regiões onde há escassez hídrica. Com a entrada em vigor da Lei nº 9.433, editada em 8 de janeiro de 2007 e que instituiu a Política Nacional de Recursos Hídricos (PNRH), o Brasil iniciou um novo capítulo da história da gestão de recursos hídricos. Novos instrumentos de gestão foram criados como planos de bacia, outorga de direito de uso, enquadramento dos corpos d'água, sistemas de informação e cobrança pelo uso da água.

Para a implantação correta desses novos instrumentos existe a necessidade do desenvolvimento de todo um ferramental teórico para apoiar a tomada de decisões (MACHADO *et al*, 2011). As ferramentas de planejamento são desenvolvidas na medida em que vão surgindo novas demandas ou quando as limitações das ferramentas disponíveis não podem mais ser aceitas, devido à necessidade de se incrementar o processo decisório (ZUFFO, 2011).

Segundo Nahon (2006), a modelagem de qualidade de água constitui importante ferramenta para a adequada gestão dos recursos hídricos. Conforme o referido autor, por meio dos modelos matemáticos de qualidade da água é possível prever os impactos sobre sistemas aquáticos, como um rio, causados pelo lançamento de efluentes industriais ou domésticos ou, ainda, pela descarga acidental de algum contaminante.

Uma vez superada a etapa de caracterização dos aspectos hidrodinâmicos e ambientais das bacias hidrográficas, indispensáveis para a modelagem da qualidade dos corpos d'água e avaliação dos impactos decorrentes da disposição final dos efluentes, tornam-se possíveis estudos para a avaliação das alternativas de controle de poluição. Segundo Cunha *et al* (2009), nesta etapa podem ser consideradas diferentes medidas de controle possíveis de serem adotadas em problemas de sistemas de águas residuárias. No caso de ações estruturais, a melhoria da

qualidade da água dos rios se dará especialmente por meio de implantação de estações de tratamento de esgotos.

No Brasil, a implantação de uma estação de tratamento de esgotos ocorre de forma escalonada, com o progressivo crescimento do número de unidades que darão forma final à estação. Em um grande número de situações deve ser possível implantar, numa primeira etapa, um processo menos eficiente ou que remova menor quantidade de poluentes, reservando-se para uma segunda etapa a conformação de um sistema mais eficiente.

O problema de seleção de uma estação de tratamento de esgoto torna-se mais complexo quando observado do ponto de vista de uma bacia hidrográfica, com múltiplos lançamentos, de diferentes cargas, em corpos d'água com diferentes capacidades de assimilação. Nestas condições, a avaliação individual (do ponto de vista da outorga ou do licenciamento ambiental) torna-se invariavelmente inconsistente.

Neste contexto, ganha a relevância o emprego de maneira combinada de técnicas de otimização e de modelos de simulação de qualidade de água para a seleção de sistemas de tratamento de esgotos

Andrade (2012) observa que o uso de modelos de simulação permite analisar cenários alternativos e estudar o comportamento do sistema hídrico e, ao contrário da otimização, não busca uma solução ótima ou a melhor possível. Desta forma, é interessante que modelos de simulação sejam utilizados conjuntamente com modelos de otimização.

Várias técnicas têm sido usadas para resolver problemas de otimização em recursos hídricos. Segundo Aras (2007) e Cho (2004), técnicas de programação matemática convencionais, como programação linear, programação não linear, programação dinâmica, têm sido recorrentemente usados para resolver problemas de minimização de custo em sistemas de tratamento de esgoto.

Em função das limitações existentes nas técnicas convencionais e pelo vertiginoso desenvolvimento de computadores e softwares, novas técnicas de otimização, como

a Lógica Fuzzy, Redes Neurais Artificiais, Algoritmo Genético, “Simulated Annealing” e “Ant Colony Algorithms” têm sido empregadas para a solução de problemas de otimização (Jairaj & Vedula, 2000; Reis & Akutsu, 2002; Tung et al., 2003 apud Albertin *et al*, 2006).

O Algoritmo Genético, um algoritmo de pesquisa para a solução de problemas de otimização estabelecido em meados da década de setenta, baseia-se em analogia com a Teoria da Evolução das espécies, estabelecida pelo fisiologista inglês Charles Darwin. Neste algoritmo os indivíduos (possíveis soluções do problema de otimização) evoluem através da aplicação de operadores genéticos.

Este trabalho estudou o emprego combinado de um modelo de qualidade de água e de uma técnica de otimização - o Algoritmo Genético – que, a partir da estruturação de funções objetivo e grupos de restrições indicou eficiências mínimas de tratamento de esgoto, etapa preliminar do processo de seleção de sistemas de tratamento de esgoto no âmbito de bacia hidrográficas.

2 OBJETIVOS

2.1 GERAL

Desenvolver e aplicar metodologia para determinação de valores de eficiências de sistemas de tratamento de esgotos domésticos a partir da combinação de Algoritmo Genético e modelo de qualidade de água.

2.2 ESPECÍFICOS

- Implementar, no ambiente computacional selecionado para a condução do estudo, modelo matemático de qualidade de água;
- Desenvolver, a partir da avaliação de diferentes funções objetivo e restrições, modelos de otimização aplicáveis à seleção de eficiências em estações de tratamento de esgoto;
- Aplicar, para a porção superior da bacia hidrográfica do rio Santa Maria da Vitória, sistema constituído pelos modelos de qualidade de água e de otimização desenvolvidos no presente estudo;
- Comparar as eficiências de tratamento de esgotos determinadas a partir do Método Exaustivo de busca e do modelo de otimização estabelecido com auxílio do Algoritmo Genético.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS SOBRE O GERENCIAMENTO DE RECURSOS HÍDRICOS

A análise de como os países gerenciam seus recursos hídricos evidencia que a realidade atual de cada um deles é decorrente dos seus processos históricos e institucionais que compatibilizam o desenvolvimento econômico com as características ambientais. O êxito das estruturas gerenciais está ligado, na maioria dos casos, à capacidade de se instituir normas de gerenciamento da água na medida que surgem conflitos decorrentes da sua escassez para o uso pretendido (JARDIM JÚNIOR, 2006).

Iniciativas de organizações sociais regionais ou locais, para promoverem a gestão das águas, são exemplos clássicos da solução europeia para tratar o assunto. Em 1964, a França promulgou uma lei que incorpora a administração por bacias hidrografias e a cobrança pelo uso da água. Até meados do século XX, na Itália e no Reino Unido existia superposição de responsabilidades entre as instituições governamentais que impediram, na época, uma melhor solução dos problemas (CARRERA-FERNANDES e GARRIDO (2002), apud JARDIM JÚNIOR 2006).

No Brasil, o modelo proposto para gerenciamento dos recursos hídricos apresenta comitês de bacia como figura central, devendo ser descentralizado e contar com a participação do Poder Público, dos usuários e das comunidades. Com a entrada em vigor da Lei nº 9433 instituiu-se a PNRH e criou-se o Sistema nacional de Gerenciamento de Recursos hídricos, induzindo avanços no sentido de se controlar e preservar corpos d'água naturais.

Segundo Salim (2004), a legislação incorporou os princípios do desenvolvimento sustentável, definindo a água como um recurso de disponibilidade limitada e, portanto, dotado de valor econômico. Afim de assegurar à atual e às futuras gerações a necessária disponibilidade de água, em padrões de qualidade adequados aos diversos usos, a legislação disponibiliza um conjunto de instrumentos jurídico-político-administrativos, com abertura de espaço para a participação da sociedade por meio dos Comitês de Bacia Hidrográfica.

Dentre os instrumentos da PNRH estão o enquadramento dos corpos d'água e a outorga que atribui direito do uso das águas

Conforme definido pela Resolução do Conselho Nacional do Meio Ambiente (CONAMA) nº 357, editada em 17 de março de 2005, enquadramento é estabelecimento da meta ou objetivo de qualidade da água a ser, obrigatoriamente, alcançado ou mantido em um segmento de corpo de água, de acordo com os usos preponderantes pretendidos. O enquadramento dos corpos de água deve estar baseado não necessariamente no seu estado atual, mas nos níveis de qualidade que deveriam possuir para atender aos usos pretendidos.

Os corpos de água de água doce, salina e salobra são classificados de acordo com as normas e procedimentos definidos pelo Conselho Nacional de Recursos Hídricos (CNRH) e Conselhos Estaduais de Recursos Hídricos. Enquanto não aprovados os respectivos enquadramentos, as águas doces serão consideradas classe II, as salinas e salobras classe I, exceto se as condições de qualidade atuais forem melhores, o que determinará a aplicação da classe mais rigorosa correspondente.

A Tabela 01 apresenta os usos preponderantes e os padrões de lançamento associadas à matéria orgânica de acordo com as classes de enquadramento existentes para corpos de água doce, segundo a Resolução CONAMA nº 357/2005.

Tabela 01: Padrões de lançamento e usos preponderantes de acordo com as classes de enquadramento, segundo Resolução CONAMA nº 357/2005.

Classes de Enquadramento	Uso preponderante	Padrão de lançamento
Classe Especial	- Abastecimento para consumo humano*; - Preservação do equilíbrio natural das comunidades aquáticas; - Preservação dos ambientes aquáticos em unidades de conservação;	Nas águas de classe especial deverão ser mantidas as condições naturais do corpo de água.
Classe I	- Abastecimento para consumo humano**; - Proteção das comunidades aquáticas; - Recreação de contato primário; - À irrigação ¹ ;	$DBO_5 \leq 3 \text{ mg/L}$; $OD \geq 6 \text{ mg/L } O_2$
Classe II	- Abastecimento para consumo humano*** - Preservação das comunidades aquáticas; - Recreação de contato primário; - À aquicultura e à atividade de pesca; - À irrigação ² ;	$DBO_5 \leq 5 \text{ mg/L}$; $OD \geq 5 \text{ mg/L } O_2$
Classe III	- Abastecimento para consumo humano**** - Recreação de contato secundário; - À irrigação ³ ; - Pesca amadora; - À dessedentação de animais;	$DBO_5 \leq 10 \text{ mg/L}$; $OD \geq 4 \text{ mg/L } O_2$
Classe IV	- À navegação; - À harmonia paisagística;	$OD \geq 2 \text{ mg/L } O_2$

*após desinfecção; **após tratamento simplificado;*** após tratamento convencional;**** após tratamento convencional ou avançado;¹ hortaliças que são consumidas cruas e de frutas que se desenvolvam rentes ao solo e que sejam ingeridas cruas sem remoção de película; ² hortaliças, plantas frutíferas e de parques, jardins, campos de esporte e lazer, com os quais o público possa vir a ter contato direto; ³ culturas arbóreas, cerealíferas e forrageiras
Fonte: Resolução CONAMA nº357/2005

De acordo com Porto (2009), uma das conseqüências do enquadramento é a adequação da alocação de cargas efluentes, buscando garantir um nível adequado de controle dos efluentes para permitir a ocupação das bacias hidrográficas e atender às expectativas da sociedade em relação à qualidade da água desejada.

3.2 SELEÇÃO DE SISTEMAS DE TRATAMENTO DE ESGOTOS

De acordo com os dados apresentados pelo IBGE (2004), no ano de 2000, apenas 35% do esgoto coletado no Brasil recebia tratamento.

Segundo o Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento (SNIS), a região Sudeste foi a que mais investiu em saneamento, com o total de quase 2 bilhões de reais gastos com prestadores de serviços para o esgoto no ano de 2010, alcançando uma média no índice de coleta e tratamento de esgoto de aproximadamente 61% e 41% respectivamente. Dentre os estados da região Sudeste, o Espírito Santo

registrou uma das maiores taxas de coleta de esgoto, aproximadamente 70%; no entanto a taxa de tratamento ainda é uma das menores taxas da região, 26% aproximadamente.

Regularização da vazão e aeração do curso d'água e aeração dos esgotos tratados constituem alternativas para o controle da poluição por matéria orgânica nos rios. Mota (1995), no entanto, observa que um adequado sistema de esgoto ainda constitui a forma mais eficaz de controlar a poluição dos recursos hídricos.

No Brasil, os sistemas de tratamento de efluentes domésticos deveriam ser concebidos em função das exigências da Resolução CONAMA nº 357/2005, que dispõe sobre a classificação dos corpos d'água e diretrizes ambientais para seu enquadramento, bem como estabelece as condições e padrões de lançamentos de efluentes. A Resolução CONAMA nº 430, editada em 13 de maio de 2011, complementou e alterou parcialmente a Resolução CONAMA nº357/2005. Das condições e padrões de lançamentos de efluentes em corpos d'água alterados pela Resolução CONAMA nº430/2011 foi fixado o valor máximo de 120 mg/L para $DBO_{5,20}$, sendo que este limite somente poderá ser ultrapassado no caso de efluente de sistema de tratamento com eficiência de remoção mínima de 60% de DBO, ou mediante estudo de autodepuração do corpo hídrico que comprove atendimento às metas do enquadramento do corpo receptor.

Dentre os aspectos que devem ser observados quando da concepção das estações de tratamento de esgotos, Metcalf e Eddy (1991) destacam:

- O conhecimento das reais necessidades e dos equipamentos, sistemas e operações disponíveis são aspectos imprescindíveis para a concepção de uma estação de tratamento;
- O conhecimento dos princípios, vantagens e limitações de unidades de tratamento existentes em outras localidades, em condições similares a que venha ser projetada, é fundamental para o desenho de uma boa concepção;
- Compatibilidade entre a concepção escolhida e estrutura requerida pelos equipamentos e operação (a introdução de equipamentos, processos e operações demandam recursos adicionais). O treinamento da mão de obra,

formação de equipe técnica de operação e manutenção são importantes aspectos a serem observados antes da efetivação da escolha;

- Estimativas de custo de construção, custo de operação e manutenção: estes fatores são preponderantes para a escolha de uma alternativa. O custo total do investimento deve ser analisado, envolvendo não só os de construção, mas também os custos anuais de operação e manutenção do projeto, ao longo de toda sua vida útil.
- Os impactos ambientais decorrentes de determinadas plantas de tratamento de esgoto.

O trabalho de Souza e Foster (1996) reúne diferentes metodologias que têm sido desenvolvidas com o objetivo de se produzir ferramentas para auxiliar em seleção de sistemas de tratamento de águas residuárias. A Tabela 02 apresenta, resumidamente, a evolução das metodologias disponíveis para auxiliar a seleção de sistemas de tratamento de águas residuárias.

Tabela 02: Metodologias de seleção de processos de tratamento de águas residuárias

Metodologia	Referências	Aplicação	Abordagem
EPA-Bechtel	VAN NOTE et al (1975)	Tratamento de Águas Residuárias	Analítica usando critério econômico de mínimo custo.
MAPMAT	ARNOLD (1982)	Abastecimento de água e saneamento (países em desenvolvimento)	Analítica usando critérios de eficiência em abordagem de tecnologia apropriada.
Câmara	CÂMARA (1982)	Tratamento de águas residuárias (incluindo lodo)	Analítica, usando abordagem de custo efetividade.
Teclé e colaboradores	TECLE et al (1988)	Sistema de águas residuárias incluindo tratamento	Analítica, usando critérios de eficiência em abordagem de análise de decisão.
PROSEL-I	SOUZA (1992)	Tratamento de Águas residuárias	Analítica, usando critérios de eficiência para medir graus de tecnologia apropriada.
Silveira	SILVEIRA (1999)	Tratamento de Águas residuárias (indústria de carnes)	Analítica, usando abordagem de custo-efetividade.

Fonte: Souza e Foster (1996)

As metodologias indicadas na Tabela 02 demandam informações referentes à qualidade da água residuária bruta, padrões de qualidade para o efluente (as concentrações máximas permitidas dos parâmetros ambientais), eficiências mínimas de tratamento requeridas para manutenção dos parâmetros de interesse e áreas disponíveis para implantação da estação de tratamento, por exemplo.

Em se tratando do controle da poluição em corpos d'água, segundo Lanna (1997), apud Salim (2004), a capacidade de assimilação de efluentes pelos corpos d'água deve ser adequadamente rateada entre os poluidores, evitando seu comprometimento de forma unilateral, ou seja, um só poluidor não deverá utilizar toda a capacidade de assimilação do curso d'água, impedindo que os outros usuários o façam.

Pereira (2002) indica o Princípio Poluidor- Pagador (PPP) como um dos princípios econômicos que regulam as políticas ambientais nos países desenvolvidos. De acordo com o PPP, o poluidor é quem deve arcar com os custos das medidas de prevenção e remediação da poluição por ele gerada, de forma a manter o ambiente em aceitáveis condições de qualidade. Deste modo, o PPP pode ser interpretado como uma regra que leva em consideração princípios de equidade e distribuição de custos, definindo quanto e quem deve pagar pelos danos provenientes da poluição.

Os trabalhos de Burn e Yulliant (2001), Yandamuri (2006) e Andrade (2012), inseriram o princípio de equidade para alocação de cargas orgânicas em corpos d'água. Nestes trabalhos, o PPP foi abordado indiretamente a partir de estimativas de eficiências de tratamento de esgoto requeridas para controle de poluição advindo dos despejos orgânicos. Assumiu-se que, quanto maiores as cargas poluidoras lançadas, maiores seriam os esforços requeridos pelo sistema de tratamento para a remoção dessas cargas e, conseqüentemente, maiores seriam os investimentos necessários para a implantação, manutenção e operação das estações de tratamento de esgotos.

Albertin (2008) desenvolveu um índice de equidade no intuito de distribuir equitativamente a eficiência de tratamento necessária entre as fontes de poluição. A autora destaca a importância da implantação dessa medida de equidade pois a tentativa de maximizar a quantidade de efluentes lançados resultaria numa alocação de efluentes com baixa concentração de matéria orgânica passíveis de serem lançados pelos usuários localizados mais a montante do rio, enquanto que os usuários localizados mais à jusante deveriam tratar seus efluentes com um nível máximo de eficiência.

Porto *et al* (1997) destacam a necessidade de planejamento estratégico no gerenciamento dos recursos hídricos que concilie eficiência econômica, sustentabilidade, flexibilidade e equidade. Segundo os autores, a proposição de ferramentas que permita que inúmeras alternativas sejam analisadas, contribui para que as melhores decisões sejam tomadas.

De acordo com Albertin *et al* (2006), os métodos mais utilizados para auxiliar na análise de sistemas de recursos hídricos são os modelos de simulação e de otimização. Nas seções subseqüentes serão apresentadas considerações sobre modelagem matemática da qualidade de água e sobre técnica de otimização.

3.3 MODELAGEM MATEMÁTICA DA QUALIDADE DA ÁGUA

Uma tarefa da engenharia ambiental é quantificar as respostas físicas, químicas e biológicas que os corpos d'água apresentam a partir das alterações impostas pelo homem. Atualmente uma ferramenta muito aplicada nesta tarefa é a modelagem matemática da qualidade da água.

No processo de implementação dos instrumentos de gestão de recursos hídricos, a simulação da qualidade da água deve ser entendida como uma importante ferramenta de apoio. Um modelo matemático de qualidade da água é uma ferramenta metodológica básica, pois permite identificar a dinâmica de diferentes constituintes no corpo hídrico, bem como avaliar os diferentes impactos em termos de melhoria de qualidade ambiental (Porto *et al*, 2007; Saldanha, 2007).

Não existe um modelo isolado que seja ideal para todas as situações. Existem diferentes tipos de modelos de qualidade de água; no entanto, o modelo apropriado para cada situação depende do propósito do estudo e do sistema a ser modelado (Loucks *et al*, 1981). O conhecimento a respeito das limitações de cada modelo e a disponibilidade de dados acerca do sistema a ser estudado também são critérios que devem ser considerados na escolha do modelo.

Os modelos de qualidade de água são formados por uma gama de expressões matemáticas que definem os processos físicos, químicos e biológicos que ocorrem no corpo d'água. A maior parte dos modelos consiste em equações de conservação de quantidade de movimento e massa.

Segundo Albertin (2008), dada uma variável de qualidade de particular interesse e os processos que a afetam, o balanço de massa pode ser desenvolvido e envolverá três fenômenos fundamentais: entrada do constituinte no volume de controle, transporte dele através do volume de controle e reações ocorridas que resultam no aumento ou decaimento da concentração do constituinte.

A entrada de poluentes é decorrente de processos naturais e do despejo de esgoto doméstico, efluentes industriais ou atividades agrícolas, na forma de poluição pontual ou difusa. Os processos de transporte descrevem os movimentos dos poluentes por meio dos fenômenos de difusão, dispersão e adveccão, e são dependentes das características hidrológicas e hidrodinâmicas do corpo d'água (Albertin, 2008).

Estudos conduzidos na década de 20, no rio Ohio, EUA, realizados com o objetivo de mensurar as fontes de poluição e os impactos causados na água usada para abastecimento urbano, produziram a primeira aplicação da modelagem matemática: a equação de Streeter-Phelps, que caracterizou o consumo do oxigênio dissolvido nos rios pela oxidação da matéria orgânica, a partir do momento que as cargas orgânicas eram lançadas no curso d'água (Orlob, 1992). O modelo então estabelecido representava o balanço entre OD e DBO definido na forma de equações diferenciais ordinárias de primeira ordem. Segundo Zandonadi (2011), posteriormente ao modelo de Streeter-Phelps, outros modelos foram sendo desenvolvidos, aumentando o grau de complexidade e o número de variáveis, mas mantendo a estrutura conceitual do modelo clássico.

A Tabela 03 apresenta a evolução histórica dos modelos matemáticos de qualidade de água estabelecidos a partir do precursor modelo de Streeter & Phelps.

Tabela 03: Evolução histórica dos modelos matemáticos de qualidade de água

(Continua)

Ano	Modelo	Características
1925	Streeter & Phelps	Este modelo representa o balanço entre OD e DBO definidos na forma de equações diferenciais ordinárias de primeira ordem.
1963	Camp	É um modelo de simulação de OD/DBO que modifica as equações originais adicionando os termos referentes à sedimentação e/ou resuspensão, DBO do escoamento superficial e fotossíntese.
1971	Qual I	O modelo QUAL I, desenvolvido pelo Texas WDB, usa equações unidimensionais de dispersão-adevecção pela solução das diferenças finitas. É diferente dos modelos acima citados, que utilizam um trecho como um elemento computacional e necessitam apenas de lançamento no início e final de cada trecho a ser alimentado. Utiliza um elemento computacional padrão de um comprimento estabelecido através do sistema. Elementos computacionais com propriedades hidrológicas e físicas similares são agrupados no mesmo trecho.
1974	Simox	Dissolved Oxygen Simulation Model – O modelo de simulação de oxigênio dissolvido inclui OD/DBO, bactéria (Chick's Law) e uma substância conservativa. A versão mais recente também simula o decaimento de primeira ordem de nitrogênio e fósforo para representar sedimentação, absorção e transformação.
1976	CE-QUAL-W2	O modelo CE-QUAL - W2 é bidimensional (vertical), hidrodinâmico e de qualidade da água. Inclui temperatura, salinidade, ciclo de OD/carbono, ciclos de nitrogênio, fósforo, fitoplanctons e bactérias. Vários níveis de complexidade são possíveis devido à organização modular das simulações de qualidade d'água. O CE-QUAL -W2 tem sido aplicado largamente para rios, lagos, reservatórios e estuários nos Estados Unidos.
1985	Qual2-E	QUAL2-E é um modelo unidimensional de estado permanente, usado freqüentemente para simular os efeitos de descargas de poluição de fontes pontuais e não-pontuais na qualidade da água de rios. Ciclos detalhados de OD/DBO e de nutriente são simulados, considerando os efeitos de respiração de algas, reaeração e demanda de oxigênio de sedimentos. Os metais podem ser simulados arbitrariamente como constituintes conservativos ou não. Sua hidrodinâmica baseia-se na equação unidimensional de advecção-dispersão. É amplamente utilizado em todo o mundo, havendo diversos exemplos de aplicação no Brasil.
1985	HSPF	Hydrologic Simulation Program – Fortran. Este modelo combina as cargas de escoamento da bacia e cargas, transporte e transformação, os rios de OD/DBO, nutrientes, algas e pesticidas/tóxicos. O HSPF requer uma extensa gama de dados de entrada e coeficientes para parametrizar cada processo de qualidade e quantidade de água. As simulações detalhadas de ciclo de nutriente incluem nitrificação e desnitrificação, absorção de amônia e de ortofósforo, uptake (coletor ascendente de gás), vaporização e imobilização. As transformações de tóxicos no rio abrangem solubilidade, volatização, fotólises, oxidação e biodegradação. Somente a variação em uma dimensão é considerada no corpo de água. O HSPF inclui três compartimentos de algas e considera a respiração, crescimento, assentamento e morte usando a cinética Michaelis- Menten. É um modelo altamente detalhado e tem sido largamente aplicado nos Estados Unidos.

Tabela 03 - Evolução histórica dos modelos matemáticos de qualidade de água

(conclusão)

1985	Mike 11	Este modelo foi desenvolvido pelo Instituto Dinamarquês de hidráulica para simular processos de águas pluviais, escoamento em bacias e qualidade da água em corpos de águas unidimensionais. Os módulos de águas pluviais-escoamento usam uma abordagem parâmetro global para simular escoamentos, mas as cargas poluentes não são simuladas.
1985	Mike BASIN	O modelo matemático MIKE BASIN associa técnicas de simulação e modelagem em rede de fluxo e é estruturado em uma rede de arcos e nós digitalizada no ambiente do ArcView do Sistema de Informações Geográficas. A simulação das variáveis de qualidade da água é feita através do transporte no estado estacionário nos arcos do sistema. Dentre outras características do modelo, destacam-se seu rápido tempo de processamento e sua flexibilidade e facilidade na representação dos sistemas hídricos. Para a solução da qualidade de água é considerado somente o transporte advectivo e o decaimento das concentrações pode ser modelado.
1985	Wasp	Water Analysis Simulation Program – Este programa de simulação de análise da água foi desenvolvido para simular os processos de hidrodinâmica e de grande qualidade de água em 1, 2 ou 3 dimensões para avaliar o destino e transporte de contaminantes convencionais e tóxicos. Ciclos de OD/DBO detalhados, nitrogênio, fósforo e fitoplâncton são simulados, usando-se o componente de qualidade da água neutro. O módulo “toxi” também avalia a cinética de substâncias tóxicas.
2007	Qual- UFMG	O modelo QUAL-UFMG, desenvolvido para o ambiente computacional da planilha Microsoft Excel, possibilita a modelagem de rios através da utilização de um modelo baseado no QUAL2-EU, modelo desenvolvido pela Agência de Proteção Ambiental dos Estados Unidos (USEPA). O QUAL-UFMG torna possível uma simulação rápida e simples das variáveis Demanda Bioquímica de Oxigênio (DBO), Oxigênio Dissolvido (OD), nitrogênio total e as suas frações, fósforo total e as suas frações e os coliformes termotolerantes.

Fonte: Adaptado de Lima (2001).

Dentre os modelos relacionados na Tabela 05, o mais conhecido e utilizado é o QUAL2E, desenvolvido pela Tufts University em parceria com a Agência de Proteção Ambiental dos Estados Unidos (USEPA).

O QUAL2E é um modelo unidimensional de qualidade de água que pode simular até 15 parâmetros de qualidade: Oxigênio Dissolvido (OD), Demanda Bioquímica de Oxigênio (DBO), Concentração de biomassa algal, Nitrogênio orgânico, amônia, nitrato, fósforo orgânico e inorgânico, coliformes (Brown; Barnwell, 1987).

Neste modelo, a discretização espacial de uma bacia é realizada com a segmentação do rio em trechos, ou tramos, sendo estes subdivididos em elementos computacionais. Os tramos podem ter tamanhos (comprimentos) variados, de acordo com as características da bacia. O critério para a divisão dos tramos é feito

agrupando-se trechos com características hidráulicas e/ou de qualidade da água semelhantes. Cada tramo pode ser segmentado de 1 a até 20 elementos computacionais (volumes de controle), todos com a mesma extensão. Na Figura 01 está representada a discretização espacial em que o modelo se baseia, com a segmentação do canal nos elementos computacionais (sistema bem misturado).

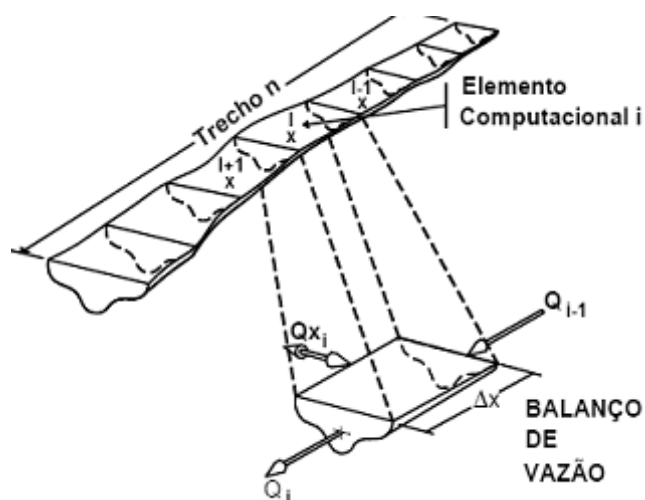


Figura 01: Representação esquemática de um trecho do rio
Fonte: Knapik *et al* (2011)

O modelo QUAL2E permite a incorporação de descargas pontuais, tributários, captações, incrementos de vazão e poluentes relacionados às fontes difusas. Trabalha em regime permanente e não uniforme, baseia-se na equação de transporte de massa unidimensional tipo advecção-dispersão para todos os seus termos, por um esquema implícito de diferenças finitas aplicáveis a rios dendríticos e de boa mistura.

Para superar algumas limitações existentes no modelo QUAL2E, como a ausência da conversão da biomassa de algas mortas para DBO, limitações no número máximo de trechos, elementos computacionais e junções, variação de OD causada pelos bentos e ausência do processo de denitrificação, a Tufts University desenvolveu o modelo QUAL2K, uma versão mais moderna do modelo QUAL2E. Assim como seu precursor, o QUAL2K é um modelo de simulação da qualidade da água unidimensional, de regime permanente e não uniforme, podendo ser utilizado em rios e tributários. Possui a vantagem de ser implementado em planilhas de trabalho do programa Microsoft Excel (CHAPRA *et al*, 2005).

Além das variáveis abrangidas pelo QUAL2E, o QUAL2K considera os outros parâmetros como condutividade, sólidos inorgânicos suspensos, matéria orgânica particulada, patógenos, alcalinidade, carbono inorgânico total e biomassa, nitrogênio, e fósforo de algas de fundo.

O modelo QUAL-UFMG, desenvolvido e apresentado por Von Sperling (2007), também baseado no modelo QUAL2E, é implementado na planilha de trabalho do programa Microsoft Excel. Permite a simulação de qualidade das águas, a partir da modelagem dos parâmetros DBO, OD, Nitrogênio total e suas frações, Fósforo total e suas frações e coliformes termotolerantes. Apresenta algumas simplificações em relação ao QUAL2E como a não consideração das interações das algas com os demais constituintes, a exclusão da dispersão longitudinal na equação do balanço de massa e a adoção da integração pelo método de Euler. O modelo possibilita também a introdução de vazões incrementais dos tributários e de esgotos em toda a extensão do corpo d'água, que são as contribuições por drenagem direta ou por poluição difusa, por elemento computacional.

Von Sperling (2007) observa que a decisão de se desconsiderar as interações com algas do processo de modelagem foi baseada no fato de que os processos que envolvam as algas são extremamente complexos e os valores dos coeficientes não são facilmente determinados, além do fato de que as interações com as algas apresentam resultados significativos somente em ambientes lênticos. A integração pelo método de Euler é a forma de integração mais simples e de fácil compreensão pelo usuário na planilha Excel. A maior desvantagem é a necessidade de curtos espaços de integração.

Zandonadi (2011) e Salim (2004) afirmam que o efeito na dispersão longitudinal pode ser desprezado na maior parte das simulações de variação da concentração de constituintes em rios. Foi observado por Pereira (2000) que a adoção de valores ora muito altos, ora muito baixos, para o coeficiente de dispersão longitudinal não produziu alterações significativas nos resultados obtidos.

Park e Lee (2002) realizaram um estudo de modelagem da qualidade da água para a gestão de grandes sistemas fluviais onde as fontes autóctones e desnitrificação desempenham um papel importante na demanda bioquímica de oxigênio (DBO) e na

dinâmica do nitrogênio na qualidade da água. O modelo desenvolvido, baseado no QUAL2E, foi aplicado no Rio Nakdong, Coréia. As mudanças do modelo em relação ao QUA2E incluem a modificação da estrutura computacional e a adição de novas interações dos constituintes, tais como a conversão da morte de algas para DBO, desnitrificação e oxigênio dissolvido (OD) fixados pelas plantas. Para validar as modificações do programa, tanto o QUAL2K quanto o QUAL2E foram aplicados os mesmos trechos do rio, e os resultados foram comparados. Os parâmetros de qualidade da água simuladas com o auxílio dos modelos foram OD, DBO, nitrogênio e fósforo, e clorofila-a. Para DBO, OD, e nitrogênio total, existiram discrepâncias significativas entre os resultados dos diferentes modelos, onde os resultados fornecidos pelo QUAL2K apresentaram-se mais próximos das medições de campo do que aqueles oferecidos pelo QUAL2E, uma vez que o QUAL2K possui capacidade para simular a conversão da morte de algas para DBO, fixação de OD pelas plantas, e a desnitrificação.

Albertin *et al* (2006), desenvolveram um trabalho cujo objetivo era o de fazer a modelagem dos recursos hídricos da Bacia Hidrográfica do rio Sapucaí-Mirim, localizada no extremo norte do Estado de São Paulo, com o auxílio do modelo matemático MIKE BASIN, desenvolvido pela empresa dinamarquesa *DHI Water & Environment*. O trabalho permitiu a avaliação de cenários e analisou os conflitos entre usos múltiplos da água, especificamente entre abastecimento urbano e industrial, irrigação e geração de energia elétrica. Adicionalmente foi simulada a evolução das concentrações das variáveis OD e DBO no curso do rio Sapucaí-Mirim, sujeito ao lançamento de esgoto doméstico, a maioria sem tratamento. Também foram analisadas as mudanças quantitativa e qualitativa após a implantação das PCHs Palmeiras, Anhangüera e Retiro e verificada a eficiência de uma estratégia para melhorar a qualidade da água através da implantação de sistemas de tratamento de esgoto nos municípios que não os possuem.

Paliwal *et al* (2007) utilizaram o modelo QUAL2E para determinar as cargas de poluição no rio Yamuna durante o seu curso através do território da cidade de Delhi, capital nacional da Índia. O estudo teve como objetivo analisar a influência de diferentes cenários sobre a qualidade da água do rio. Quatro diferentes cenários de poluição foram analisados. O estudo revelou que para tratar a descarga de esgotos

para o rio Yamuna seria necessário o desvio de uma carga substancial do canal Agra para tratamento. Também foi estabelecido, através deste estudo, que a manutenção de uma vazão de mais de 10m³/s no rio também pode ajudar a preservar a qualidade da água do rio. Para exibir claramente os resultados do modelo e demarcar as zonas poluídas do trecho do rio, uma interface um Sistema de Informação Geográfica (SIG) foi desenvolvida com os dados do modelo.

Zhu *et al* (2008) aplicaram o modelo hidrodinâmico MIKE 11 para investigar o impacto da Rota Middle do projeto South-North Water Diversion, no rio Han, na China. Adicionalmente, buscaram avaliar a eficácia de dois projetos de mitigação propostos: as 22 estações de tratamento de águas residuais e de transposição Yangtze-Han. Foram determinados cinco cenários de simulações considerando-se a eventual implantação das ETE's e /ou a realização das obras de transposição. O estudo concluiu que a Rota Middle do projeto South-North Water Diversion iria resultar numa deterioração contínua da qualidade da água do rio Han. Estimou-se que a implementação da Rota Middle do projeto South-North Water Diversion, em 2010, traria poluição extraordinariamente elevada como alto risco de proliferação de algas nos trechos médio e inferior. As ETE's propostas apenas iriam reduzir o nível de poluição no alcance de cerca de 10%, enquanto o projeto de transposição Yangtze-Han poderia melhorar significativamente a qualidade da água à jusante (após 200 km). A implementação do South-North Water Diversion (fase II), em 2030, iria agravar ainda mais o problema. A fim de efetivamente melhorar a qualidade da água do rio Han, sugeriu-se que processos de tratamento (remoção de nutrientes e da carga poluente das fontes não pontuais, especialmente a carga da Província de Henan) adotados nas ETE's propostas deveriam ser eficazmente controlados. O modelo MIKE 11 tornou possível dar uma visão holística das situações atuais e futuras de qualidade da água na bacia do rio Han onde o desenvolvimento social e econômico, rápido e contínuo, juntamente com algumas intervenções humanas a serem realizadas iriam influenciar profundamente a qualidade da água da bacia.

O modelo QUAL2K foi utilizado no trabalho de Ruibin Zang *et al* (2012) para simular os efeitos de uma série de cenários de melhoria da qualidade da água no Rio Hongqi, que é um afluente poluído na Bacia de Taihu Lake. Os cenários foram formados assumindo-se a possibilidade de implantação de três diferentes sistemas

de tratamento de esgoto configurados de montante à jusante. Após ser selecionado um cenário ideal para o Rio Hongqi, as taxas redução de carga de demanda bioquímica de oxigênio (DBO), nitrogênio amoniacal (NH₃-N), nitrogênio total (NT), e fósforo total (TP) foram 49,50%, 32,81%, 35,94%, 45,27%, respectivamente. O modelo QUAL2K provou ser uma ferramenta eficaz na avaliação comparativa de programas em potencial de melhoria da qualidade da água.

No trabalho desenvolvido por Rangel-Peraza *et al* (2012), o modelo de reservatório CE-QUAL-W2 foi usado para simular as variações temporais do oxigênio dissolvido, concentração de sólidos dissolvidos totais e da dinâmica da temperatura da água. O modelo foi calibrado com dados coletados a cada 2 meses entre junho de 2008 e junho de 2009 no Reservatório Aguamilpa, que está localizado na região central do estado de NayArit, México. Perfis de temperatura com a profundidade indicaram uma típica assimetria dos reservatórios que exibem uma grande estratificação na parte inferior. Perfis de concentração de oxigênio dissolvido apresentaram algum grau de anoxia na água de fundo durante a estação chuvosa. Observou-se que a estratificação do reservatório é claramente sazonal, e que ocorre durante a estação chuvosa, especialmente nas zonas mais baixas do reservatório. Os resultados apresentados pelo modelo CE-QUAL-W2 proporcionaram uma compreensão abrangente do comportamento temporal das variáveis de estudo durante o período que foi simulado.

Lai *et al* (2013) desenvolveram um sistema de modelagem da qualidade da água para estimar a concentração de sólidos suspensos (SS), um dos principais parâmetros que subsidiam o cálculo do Índice de Poluição do Rio (IPR), na Bacia do Rio Kaoping, Taiwan. Neste estudo, uma ligação direta entre o cálculo o IPR e o Programa de Simulação de Análise de Qualidade da Água (WASP) foi desenvolvido. Equações de correlação entre a vazão do rio Kaoping e as concentrações de SS foram desenvolvidos utilizando os dados de campo coletados durante os fluxos de alta e baixa do rio Kaoping. Resultados da investigação mostraram que as concentrações de SS foram altamente correlacionados com as taxas de fluxo. Os resultados indicaram que os SS tiveram um papel importante no cálculo da RPI especialmente nas estações úmidas. Isto deveu-se ao fato de a erosão do solo provocar o aumento nas concentrações de SS após tempestades. O estudo

demonstrou que a introdução de equação de estimação de SS e do pacote IPR em simulação WASP constituíram um avanço importante para estimar a qualidade da água do rio Kaoping. Deste modo o WASP apresentou-se como uma boa ferramenta para simular efetivamente os impactos da poluição sobre a qualidade da água do rio.

Modelos de simulação são bem aceitos na área de planejamento e gerenciamento dos recursos hídricos e são usados para dar a resposta detalhada do sistema sujeito a diversas condições. A principal desvantagem do uso da simulação é que, freqüentemente, há um grande número de soluções viáveis para serem testadas e, portanto, a solução ótima não é obtida. Neste contexto a aplicação de técnicas de otimização se torna interessante do ponto de vista à tomada de decisões em planejamento e gerenciamento de recursos hídricos.

3.4 OTIMIZAÇÃO

3.4.1 Considerações Gerais

Conceitualmente, a otimização constitui um processo de busca da melhor solução para um dado problema. Desta forma, busca achar a solução que corresponda ao ponto de mínimo ou de máximo de uma função objetivo. Conforme Gonzaga (2004), em termos matemáticos, um problema de otimização pode ser representado por meio da equação (01).

$$\begin{array}{l} \text{Minimizar } f(x) \\ x \in \Omega \end{array} \quad (01)$$

Com $x \in R^n$ e $f : R^n \rightarrow R$

A função f representa a função-objetivo do problema de otimização. O espaço Ω representa um subconjunto do espaço real (R^n) onde está contida a solução do problema, espaço geralmente denominado espaço de busca. Um ponto $\bar{x} \in \Omega$ é solução ótima do problema, ou minimizador global da função f , se e somente se, a função aplicada neste ponto for menor ou igual do que a função aplicada a qualquer outro ponto x .

De forma análoga, o ponto $x \in \Omega$ é um ótimo local ou minimizador local do problema, se e somente se, existe uma vizinhança V do ponto \bar{x} , representado pelo

intervalo $[a, b]$, tal que o valor da função aplicada neste ponto seja menor do que o valor da função aplicado em qualquer outro ponto pertencente à vizinhança de \bar{x} .

A Figura 02 apresenta mínimos e máximos globais e locais num processo de otimização.

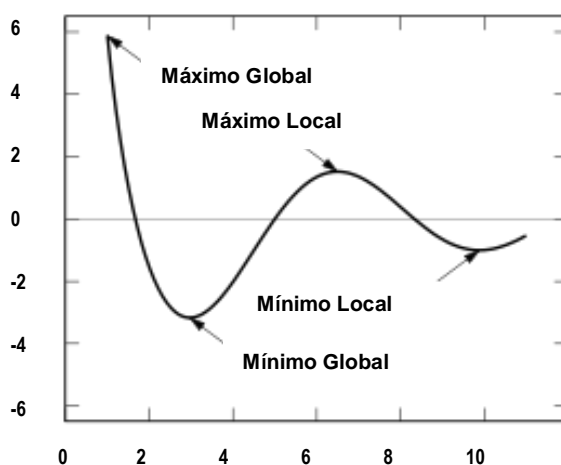


Figura 02: Mínimos e máximos locais e globais num processo de otimização.

Rigorosamente, um problema de otimização pode corresponder à minimização ou maximização de uma função-objetivo. No entanto, sem perda de generalidade, o problema de maximização pode ser sempre tratado como um problema de minimização, uma vez que é possível converter um problema de maximização em um problema de minimização multiplicando a função-objetivo por (-1) .

Quando o espaço de busca, Ω , for igual ao espaço dos números reais, R^n , tem-se um problema de otimização irrestrito. Por outro lado, quando o espaço de busca representa um subespaço de R^n , trata-se de um problema de otimização restrito.

3.4.2 Técnicas de Otimização

Técnicas de otimização estão sendo empregados em problemas regionais de planejamento de águas residuárias desde a década de 1960. As primeiras tentativas de solução para este tipo de problema foram desenvolvidas por Lynn *et al* (1962), Deininger (1965), e Loucks *et al* (1967), que usaram a Programação Linear (PL). Depois disso outras várias técnicas começaram a ser aplicadas: Graves *et al* (1972) e Smeers e Tyteca (1982) usaram a Programação Não Linear (PNL); Converse (1972) e Klemetson e Grenney (1985) usaram Programação Dinâmica (PD).

Segundo Lanna (2002), o emprego de técnicas de otimização se restringia originalmente à PL, principalmente em função da inexistência de computadores potentes. A grande vantagem da PL está na maior simplicidade do problema, na garantia de que a solução obtida é realmente a ótima, desde que ela exista e, em tempo de processamento aceitável. Contra a técnica pesa o fato de que a função objetivo e as restrições do problema nem sempre encontram-se na forma linear e modificações devem ser feitas para linearizar o problema. Além da dificuldade de promover a linearização do problema, o que nem sempre é possível, perde-se a precisão à medida que cresce a não linearidade do problema em foco.

Otimização não linear é usada em situações nas quais a função objetivo ou as restrições não são lineares. Em geral a solução é um vetor de variáveis de decisão que otimiza a função objetivo não linear sujeita a restrições não lineares (Cirilo, 2002). Os modelos matemáticos que representam sistemas hídricos envolvem um conjunto de formulações não lineares, o que eventualmente permite a aplicação da PNL para a determinação de soluções ótimas.

A PNL caracteriza-se por não possuir um método geral de resolução de todos os problemas. Deste modo, existem vários métodos que se aplicam à PNL que resultam num algoritmo inicial, necessário à definição de uma direção de busca de um valor ótimo.

Silva (2004) aponta que as técnicas de Fibonacci, de busca do meio Termo e DSC-Powel são métodos de busca de ponto ótimo de funções de uma variável; já as técnicas Newton-Raphson, do Maior Gradiente, Gradientes Reduzidos Generalizados, Gradientes Conjugados, Powell, dentre outros, são métodos de otimização de problemas que envolvem várias variáveis.

Grande número de programas computacionais está disponível, seja na internet, ou nos livros técnicos, para a resolução de problemas de Programação Não Linear com ou sem restrições. Cirilo (2002) descreve alguns programas mais difundidos, dentre eles os programas ADS, GAMS, LANCELOT e SOLVER.

De acordo com Albertin (2006) a principal limitação em aplicar a PNL nos problemas de gerenciamento dos recursos hídricos é que a técnica não distingue necessariamente o ótimo local do ótimo global.

A Programação Dinâmica (PD) é vantajosa por não requerer uma forma especial da função objetivo e restrições, sendo frequentemente usada nos problemas de sistemas hídricos. O problema deve ser discretizado em um número finito de estágios. Cada estágio tem um número possível de estado do sistema e a solução ótima é identificada para cada estágio individualmente. O aumento do número de estágios e das variáveis de estado pode causar o problema da dimensionalidade da PD, também conhecido com “praga da dimensionalidade” (Braga *et al*, 1991; Alaya *et al*, 2003).

Em função das limitações existentes nas técnicas convencionais e pelo vertiginoso desenvolvimento de computadores e softwares, novas técnicas de otimização, chamados de heurísticas ou meta-heurísticas, têm sido empregadas para a solução de problemas de otimização para tentar encontrar o ótimo global em problemas lineares ou não. Os algoritmos heurísticos, embora não forneçam necessariamente a solução ótima, são capazes de fornecer soluções razoáveis em um tempo considerado viável. (Jairaj & Vedula, 2000; Reis & Akutsu, 2002; Tung *et al.*, 2003 apud Albertin *et al*, 2006). Entre os mais conhecidos estão a Lógica Fuzzy, Redes Neurais Artificiais, “Simulated Annealing”, “Ant Colony Algorithms”, GRASP, Busca Tabu e Algoritmos Evolucionários (Algoritmo genético e *Differential Evolution*).

Devido à crescente complexidade de análise de sistemas de recursos hídricos quanto à quantificação e alocação de despejos orgânicos numa bacia hidrográfica, e devido às múltiplas variáveis envolvidas no processo de decisão, o uso de meta-heurísticas como ferramenta no planejamento e gerenciamento de recursos hídricos vem crescendo no cenário mundial.

A meta-heurística chamada de Recozimento Simulado ou *Simulated Annealing* (SA), foi proposta originalmente por Kirkpatrick *et al.* (1983) e é baseada em uma analogia com a termodinâmica, ao simular o resfriamento de um conjunto de átomos aquecidos, como o processo de recozimento dos metais, que são fundidos a alta temperatura e depois resfriados lentamente até atingirem o estado sólido.

Machado *et al* (2011), utilizaram a meta-heurística do Recozimento Simulado e simulação Monte Carlo na solução de um problema de otimização para localização de estações de Tratamento de Esgotos em uma bacia hidrográfica visando a

minimização de custos. O sistema de otimização proposto é composto por vários arranjos físicos tais como interceptores a gravidade ou sob pressão, estações elevatórias e estações de tratamento de efluentes sendo que as variáveis estimadas foram a vazão dos interceptores que ligavam os nós de fonte pontuais, que ligavam a nós que possam abrigar ETEs e o diâmetro comercial dos interceptores e condutos sob pressão. As funções de custo foram desenvolvidas com base em custos finais de obras executadas na Região Metropolitana de Curitiba. Os modelos de otimização foram aplicados a três exemplos e, em todos, os autores puderam comprovar a utilidade do modelo quando da simulação de diferentes situações. O tempo de processamento foi relativamente alto, cerca de 50 horas, para os exemplos trabalhados, em função da utilização da simulação Monte Carlo para obtenção da solução inicial para o modelo Hidráulico.

Andrade *et al* (2012) empregaram o “*Simulation Annealing*” e o modelo de simulação da qualidade da água QUAL2E para auxiliar na solução do problema de alocação de cargas orgânicas na bacia do rio Santa Maria da Vitória, localizada no estado do Espírito Santo. Um modelo de otimização multiobjetivo foi proposto, em que eram consideradas as concentrações limites para DBO e OD, além da medida de equidade. A função objetivo foi dividida em três termos, considerando cinco objetivos distintos. O primeiro termo tinha como objetivo reduzir os custos de tratamento de efluentes, expresso pela diminuição da eficiência de tratamento, e aumento da vazão de lançamento. O segundo termo, proposto por Burn e Yulianti (2001), buscou reduzir a inequidade entre todas as descargas efluentes e o terceiro tinha como objetivo reduzir as violações das concentrações de OD e DBO. Os resultados demonstraram que o Sistema de Suporte a Decisão (SSD) proposto pode ser usado para fornecer uma série de estratégias alternativas para a gestão de qualidade da água em uma bacia hidrográfica, sendo capaz de atender aos diferentes interesses dos tomadores de decisão.

Algoritmos de otimização “*Ant Colony Algorithms*” são inspirados no fato de que as formigas são capazes de encontrar o caminho mais curto entre seu ninho e uma fonte de alimento, mesmo que elas sejam praticamente cegas. Isto é realizado usando o rastro de feromônio deixado nas trilhas como uma forma de comunicação indireta. O caminho tomado por formigas individuais do ninho em busca de uma

fonte de alimento é essencialmente aleatório. No entanto, quando muitas formigas estão à procura de uma fonte de alimento ao mesmo tempo, os caminhos percorridos são afetados pelas trilhas de feromônio estabelecidas por outras formigas. Quando as formigas encontram trilhas de feromônio, há uma maior probabilidade de que trilhas com maior intensidade de feromônio sejam escolhidas. Como formigas optam por caminhos com maior intensidade de feromônio, o feromônio sobre esses caminhos se acumulam, tornando mais provável a ser escolhido por outras formigas (Dorigo *et al*, 1996).

Maier *et al* (2003) desenvolveram trabalho cujo objetivo era utilizar *Ant Colony Algorithms* (ACOAs) para resolver problemas de sistema de distribuição de águas e comparar a performance do ACOAs e do Algoritmo Genético (AG) em dois estudos de casos. O primeiro estudo de caso consistia na expansão de uma rede de distribuição de água com 14 tubos, estudado por Simpson *et al* (1994). Este estudo de caso era relativamente simples, pois a solução ótima global era conhecida. O segundo estudo de caso consistia em otimizar o sistema de abastecimento de água por túneis na cidade de Nova York. Os dois estudos de caso haviam sido resolvidos com o AG em trabalhos anteriores. A implementação do ACOAs foi desenvolvido na linguagem de programação *Fortran 77* e todas as soluções obtidas eram testadas usando o EPANET versão 2.0. No primeiro estudo de caso de desempenho do AG e ACOAs foram similares tanto na habilidade de encontrar o mínimo global a partir de diferentes valores iniciais para as variáveis de decisão como também em termo de eficiência computacional. No entanto, no segundo estudo de caso, o ACOAs encontrou uma solução melhor do que a disponível na literatura utilizando o AG e com uma eficiência computacional significativamente superior.

Segundo Nascimento e Reis (2009), os algoritmos evolucionários (AE) possuem algumas vantagens em relação às técnicas clássicas de otimização, como a utilização de informações diretas acerca da função objetivo, não havendo a necessidade da determinação de derivadas. Outra vantagem apresentada pelos AE é que eles trabalham com uma população de soluções aleatórias e operadores estocásticos, o que possibilita avaliação mais abrangente do espaço de busca a cada iteração, proporcionando a fuga de ótimos locais em direção ao ótimo global. Algoritmos ditos evolucionários têm despertado grande interesse prático devido ao

surgimento de computadores de elevada capacidade de processamento. Na seção subsequente será apresentado o Algoritmo Genético, algoritmo evolucionário com diversificadas aplicações em Engenharia Ambiental.

Andrade (2012) afirma que não existe, porém, um procedimento de otimização que possa resolver eficientemente qualquer tipo de problema. A escolha da técnica de otimização vai depender da forma, quantidade e propriedades matemáticas da função objetivo e das restrições que são conferidas ao problema.

3.4.3 Algoritmo Genético

O Algoritmo Genético (AG) é uma técnica populacional estocástica de otimização por busca direta inspirado nos mecanismos de evolução das espécies, que compreendem processos da genética das populações, sobrevivência e adaptação dos indivíduos. Foi introduzido em 1975, na Universidade de Michigan, sob direção de John Holland. Sua popularização, no entanto, coube a David Goldberg, um dos mais notáveis alunos de John Holland. O AG foi desenvolvido para estudar o fenômeno da evolução natural da forma como ele ocorre na natureza e desenvolver caminhos por meio dos quais os mecanismos desse processo pudessem ser importados para os sistemas computacionais, ajudando a resolver importantes problemas práticos de otimização.

No AG, uma população de possíveis soluções para o problema analisado evolui de acordo com operadores probabilísticos concebidos a partir das metáforas biológicas, de modo que há uma tendência de que, na média, os indivíduos representem soluções cada vez melhores à medida que o processo evolutivo prossegue (Tanomaru, 1995).

Desta forma, características ótimas são espalhadas por muitas gerações na população, sendo misturadas e permutadas com outras boas características. Através do favorecimento do cruzamento dos melhores indivíduos da população, as áreas mais promissoras do espaço de busca são exploradas.

A maioria dos trabalhos encontrados na literatura acerca da utilização do Algoritmo Genético utiliza a codificação binária, em que cada solução é um vetor composto de

zeros e uns, com cada bit representando um gene. Apesar da representação binária ser mais tradicional, a representação real gera vetores soluções menores e mais naturalmente compreendidos. A escolha entre as representações binária e real tem sido tema de várias pesquisas e muitas delas têm demonstrado a eficiência da utilização da representação real, conforme observara Michalewicz e Attia (1994).

De acordo com Mulligan e Brown (1998), apud Kondageski e Fernandes (2009), a implementação de um algoritmo genético começa com a geração de uma população inicial, que é formada por um conjunto aleatório de N cromossomos (geralmente um vetor ou uma cadeia de bits), que representam possíveis soluções do problema a ser otimizado. O tamanho da população irá depender do problema. Quanto maior a população, maior a chance de encontrar a solução para o problema. No entanto, para grandes populações, o processo estará próximo de uma busca exaustiva quanto ao tempo de processamento. A escolha do tamanho da população normalmente conta com a experiência ou com alguma heurística utilizada pelo usuário.

Em geral, um cromossomo representa um conjunto de parâmetros da função objetivo cuja resposta será maximizada ou minimizada. A cada cromossomo é atribuída uma aptidão (*fitness*), uma nota que mede quão boa é a solução codificada, quando então passam a ser chamados de indivíduos. A determinação do valor de aptidão de um indivíduo muitas vezes é baseada no próprio valor da função objetivo associado a este indivíduo, influenciando de forma significativa no processo de seleção dentro de uma população. Lacerda e Carvalho (2004) defendem que, dependendo do problema, não é muito adequado utilizar o valor da função objetivo como valor da aptidão, pois se a função objetivo assumir valores negativos inviabiliza a adoção de alguns métodos de seleção; se assumir valores muito próximos, torna o processo de seleção aleatório; ou ainda se assumir um valor muito elevado em relação ao valor referente aos outros indivíduos, pode provocar a convergência prematura do resultado.

Lacerda e Carvalho (1999) sugerem algumas técnicas de mapeamento da função objetivo (*fitness scaling*) que permitem driblar os referidos problemas. *Fitness scaling* converte o *fitness* que é retornado pela função objetivo para valores que possam ser utilizados na seleção dos indivíduos. Bento e Kagan (2008), utilizaram o *rank* para

ajustar a função objetivo. Esta estratégia utiliza as posições dos indivíduos quando ordenados de acordo com o “*fitness*”, para determinar a probabilidade de seleção para a próxima geração. Mesmo existindo um indivíduo com um “*fitness*” muito elevado em relação aos demais, o processo de ordenação por “*rank*” irá auxiliar o processo de seleção a evitar a prematura convergência para um determinado ponto, por que este “super-indivíduo” sempre terá a mesma probabilidade de seleção, independentemente da função objetivo.

Park *et al* (2006) afirmam que ainda há um valor de aptidão dominante, o *fitness score*, que é estimado a partir da função de aptidão (*fitness function*) de cada indivíduo e este valor é usado para as ações subseqüentes que resultarão na criação de uma nova geração. No trabalho desenvolvido por Park *et al* (2006). O *fitness score* final, F , é determinado a partir da equação (02).

$$F = \max \left[\sum_{i=1}^n w_i \bar{f}_i \right] \quad (02)$$

Na expressão anterior, n representa o número de *fitness function* dos indivíduos e w_i é a função peso para a i -ésima *fitness function* dos indivíduos. Quando a função de aptidão (*fitness function*) retrata a mesma configuração da função objetivo, o *fitness score*, F , assume o mesmo valor do *fitness* do indivíduo.

Inspirado no processo de seleção natural de seres vivos, o AG, por diferentes possíveis métodos de seleção, escolhe os indivíduos da população inicial, após a ordenação pelo *fitness*, para uma população intermediária e, posteriormente, fornece uma nova geração de “indivíduos filhos”.

Dentre as técnicas de seleção disponíveis na literatura, a utilizada no algoritmo clássico, sugerido por John Holland (1975) é conhecida como roleta (*roulette Wheel*). Segundo Grosko *et al* (2006), nesta técnica é atribuída a cada indivíduo uma probabilidade p_i de passar para a próxima geração. Essa probabilidade é proporcional à sua aptidão, sendo maior a probabilidade dos indivíduos mais adaptados serem sorteados. Portanto, a probabilidade de seleção p_i , de um cromossomo s_i , com aptidão f_i é dada por:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^n f_i} \quad (03)$$

Um dos problemas desta técnica é a forte pressão seletiva, ou seja, há uma tendência de todos os indivíduos convergirem rapidamente para um mesmo ponto, que não necessariamente seja o máximo global, principalmente se um dos indivíduos tiver um valor de “*fitness*” muito maior que os demais (Deb, 1997, apud Gorski, 2007).

Outro método de seleção bastante utilizado é conhecido como “torneio”. Segundo Lacerda e Carvalho (1999), na seleção por torneio um grupo de indivíduos é selecionado aleatoriamente da população (com probabilidades iguais), onde este grupo participa de um torneio, sendo o vencedor o indivíduo que tiver o melhor “*fitness*”. Este indivíduo será selecionado para a população intermediária. Este processo é repetido “n” vezes até se obter a nova população.

Segundo Lacerda e Carvalho (1999), após a seleção de uma população, para gerar indivíduos filhos o AG aplica os operadores de cruzamento (ou *crossover*) e mutação (os principais mecanismos do AG), explorando as regiões desconhecidas do espaço de busca.

O operador *crossover* é aplicado com uma dada probabilidade a cada par de indivíduos selecionado da população (os chamados indivíduos pais) que, devido a trocas de informações genéticas, originam dois indivíduos filhos. Já a mutação atua na população de indivíduos inserindo material genético novo em alguns deles, onde essa mudança genética permite ao algoritmo uma maior abrangência na busca pela solução desejada.

Existem vários tipos de *crossover*, tanto para representação binária quanto para representação real dos cromossomos. Os tipos de operadores *crossover* mais conhecidos para cadeias de bits são o de “n” pontos e o uniforme. No *crossover* de 1 (um) ponto (n=1) é aplicado um corte aleatório na cadeia de bits surgindo duas metades em cada cromossomo pai, metades essas que são trocadas gerando dois novos indivíduos filhos. No *crossover* de 2 (dois) pontos (n=2) são dois pontos de corte escolhidos aleatoriamente e as seções entre os dois pontos são trocados entre os pais.

Segundo Lacerda e Carvalho (1999), quando se aplica o *crossover* uniforme, para cada par de pais é gerada uma máscara de bits aleatórios. Se o primeiro bit da máscara possui valor 1, então o primeiro bit do pai_1 é copiado para o primeiro bit do $filho_1$. Caso contrário, o primeiro bit do pai_2 é copiado para o bit do $filho_1$. O processo se repete para os bits restantes do $filho_1$. Na geração do $filho_2$ o processo é invertido, ou seja, se o bit da máscara é 1, então será copiado o bit do pai_2 . Se o bit for igual a 0, então será copiado o bit do pai_1 .

Lacerda e Carvalho (1999) ainda observam que os operadores convencionais (*crossover* de n pontos e uniforme) funcionam bem na representação binária mas na representação real eles basicamente trocam de valores dos genes e, portanto, não criam informações novas.

Michalewicz (1994), apud Lacerda e Carvalho (1999), desenvolveu vários operadores para a representação real. Dentre os operadores usados por Michalewicz (1994), podem ser citados *crossover* aritmético, *crossover* heurístico, *crossover* simples, mutação uniforme, mutação limite, mutação não uniforme, entre outros. A combinação destes operadores no mesmo AG apresentou melhor desempenho que o AG binário tradicional.

O *crossover* aritmético cria dois filhos, c_1 e c_2 , a partir de cromossomos pais, p_1 e p_2 , da seguinte forma:

$$c_1 = \beta p_1 + (1 - \beta)p_2 \quad (04)$$

$$c_2 = (1 - \beta)p_1 + \beta p_2 \quad (05)$$

Onde

$$\beta \in U(0,1) \quad (06)$$

Sendo $U(x,y)$ uma notação para representar uma distribuição uniforme no intervalo $[x,y]$.

O *crossover* heurístico realiza uma extrapolação linear entre os pais usando a informação da aptidão. Dados dois cromossomos p_1 e p_2 em que p_1 é melhor que p_2 em termos de aptidão então é produzido um cromossomo c da seguinte forma:

$$c = p_1 + r(p_1 - p_2) \quad (07)$$

Onde

$$f(p_1) > f(p_2) \quad (08)$$

$$r \in U(0,1) \quad (09)$$

A mutação melhora a diversidade dos indivíduos na população. No entanto, destrói a informação contida nos indivíduos. Um exemplo de operador de mutação envolve uma probabilidade de algum ponto arbitrário no vetor (gene) ser mudado do seu valor original. Desta forma, deve ser utilizada uma taxa de mutação pequena, entre 0,1% e 5%, mas suficiente para assegurar a diversidade. Isto é análogo ao comportamento da natureza, onde raramente se vêem mutações ou anormalidades nos indivíduos (Lacerda e Carvalho, 1999).

No AG clássico existe a possibilidade de se aplicar uma mutação uniforme, a partir da qual se impõe randomicamente sobre os genes uma taxa fixa de mutação ou ainda uma mutação Gaussiana, que é a substituição de um gene por um número aleatório escolhido a partir de uma distribuição normal. No entanto, para esses tipos de mutação existe a dificuldade de se encontrar uma solução viável ao executar um problema de otimização restritivo, com áreas limitadas no espaço de busca. Na tentativa de se contornar o referido problema, Kumar (2010) desenvolveu a mutação do tipo *adaptive feasible* ou mutação adaptativa. *Adaptive feasible* é um tipo de mutação que gera aleatoriamente mutações nos genes de maneira que os indivíduos se adequem à função objetivo e às restrições estabelecidas. De acordo com as definições da mutação *adaptive feasible* proposta por Kumar (2010), o indivíduo é um ponto no espaço de soluções em que as mutações neste indivíduo são geradas randomicamente a partir do deslocamento de vetores de direção que alteram todos os genes deste indivíduo ao longo dos eixos que compõem os vetores.

O AG tradicional descarta a geração anterior e considera para a futura apenas os descendentes obtidos, ou seja, para N pais são criados N filhos para a nova geração. Lacerda e Carvalho (1999) denominam esta estratégia de Substituição geracional. No entanto, existe uma técnica chamada de Elitismo que pode ser

agregada a este método de substituição. A técnica Elitista consiste em reintroduzir o indivíduo melhor avaliado de uma geração para a seguinte, evitando a perda de informações importantes presentes em indivíduos de elevada aptidão e que podem ser perdidas durante os processos de seleção e cruzamento. Na substituição geracional com elitismo, os K melhores pais nunca serão substituídos por filhos piores.

Lacerda e Carvalho (1999) ainda descrevem a substituição do tipo *steady-state* onde são criados n filhos em cada geração para substituir os n piores cromossomos da população. Alternativamente, os n filhos podem substituir os n pais ou n cromossomos mais velhos na população, baseado na perspectiva de que o cromossomo existente na população há muitas gerações já transmitiu seus genes à população. Nesta abordagem não há população intermediária.

Para finalizar o Algoritmo Genético de maneira a garantir que foi utilizado todo o potencial de busca do algoritmo e que ele resultará numa solução satisfatória, Lacerda e Carvalho (1999) apontam alguns critérios de parada mais usualmente empregados pelos usuários. É usual que o algoritmo pare de rodar quando o AG atinja um dado número de gerações ou quando não se verifica a melhora significativa no cromossomo de maior aptidão por um dado número de gerações, ou seja, quando ocorre a convergência dos resultados.

A Figura 03 apresenta a etapalização genérica do AG para otimização de problemas.

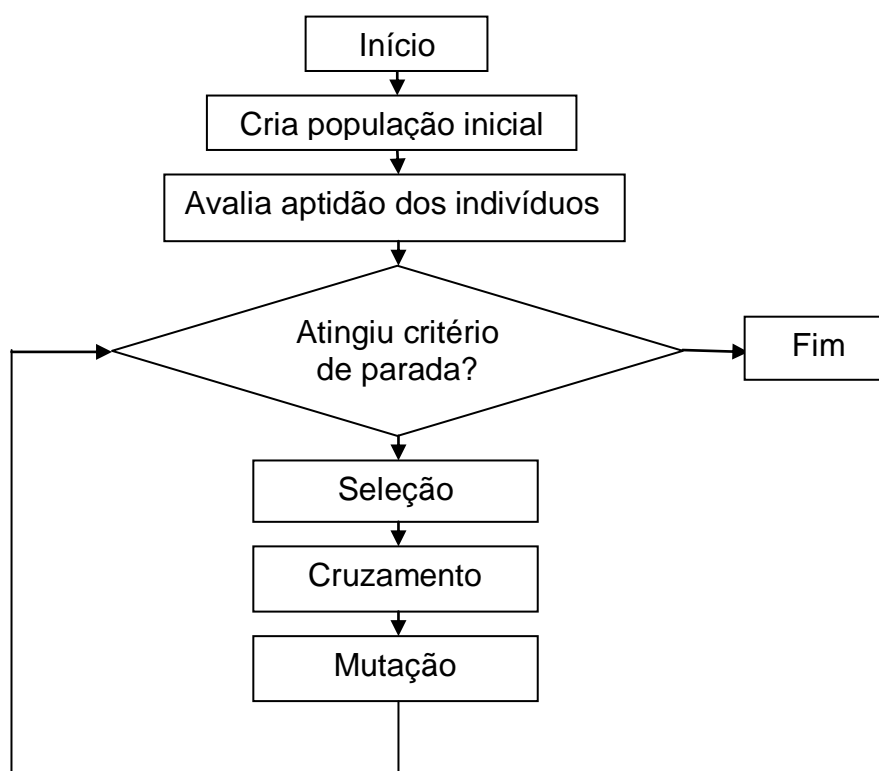


Figura 03: Etapalizaç o do Algoritmo Gen tico
 Fonte: Carvalho e Kaviski (2011)

3.4.4 Aplicaç o do Algoritmo Gen tico em Problemas em Recursos H dricos

Constituem exemplos de aplicaç o de Algoritmo Gen tico aos processos de despoluiç o ou controle de poluiç o h drica os trabalhos de Cho *et al* (2004), Park *et al* (2006), Aras *et al* (2007) Albertin (2008) e Carvalho e Kaviski (2009), dentre outros.

Tsai e Chang (2001) utilizaram o algoritmo gen tico para resolver problemas de otimizaç o em projetos de sistemas de tratamento de  gua em que era considerado na funç o objetivo o custo de operaç o da estaç o, al m taxas de consumo de  gua prim ria (ap s receber tratamento preliminar). Um modelo de programaç o matem tica foi desenvolvido neste trabalho, modelo este tamb m utilizado nos estudos de caso para a modernizaç o do sistema de distribuiç o de  gua numa refinaria. Como resultado, os autores indicaram que n o h  necessidade de se obter boa suposiç o inicial para assegurar soluç o razo vel e que o n mero total de geraç es para alcanç ar a condiç o ideal tamb m pode ser reduzida para um n vel aceit vel, mesmo para um grande problema de projeto de estaç es de tratamento de  gua.

Burn e Yulianti (2001) desenvolveram três modelos de otimização multiobjetivo para resolver problemas de alocação de cargas de efluentes em 10 (dez) pontos no rio Willamette, no estado de Oregon- EUA. O primeiro modelo, denominado “custos versus qualidade”, foi definido de maneira a minimizar os custos de tratamento e minimizar o número de violações da qualidade da água, considerando o parâmetro de OD. O segundo modelo, denominado “custos versus equidade”, tem como objetivos a redução do custo de tratamento e da inequidade entre os lançamentos de efluentes baseando-se em que fontes com maiores cargas poluidoras devem ter os respectivos aumentos nos níveis de tratamento. O terceiro modelo maximiza o despejo de efluentes pelos lançamentos pontuais, partindo da premissa que nos período de cheias o rio possui mais poder de assimilação dos despejos. Os autores utilizaram o modelo QUAL2E para a simulação da qualidade da água e o Algoritmo Genético como técnica de otimização. O AG demonstrou ser uma técnica eficaz para solucionar problemas de alocação de carga de efluentes, como também para lidar com variáveis discretas e identificar eficientemente a relação *trade-off* para problemas de otimização multiobjetivo.

Cho *et al* (2004) empregaram o algoritmo genético no desenvolvimento de um modelo de gerenciamento de qualidade da água, com o objetivo de maximizar a qualidade de água, e minimizar os custos de tratamento do esgoto lançado no rio Youngsan, um dos mais poluídos da Coreia do Sul, com bacia hidrográfica com área total de 3374 km² e que comporta uma população de 1,7 milhões de habitantes. Os autores utilizaram um modelo de gerenciamento de qualidade da água composto por um módulo de qualidade da água (QUAL2E), responsável pelo cálculo da concentração de poluentes ao longo do rio e módulo relacionado com o cálculo do custo de tratamento do esgoto lançado ao rio, para o qual foram desenvolvidas rotinas de AG, com o objetivo de otimizar os custos de operação de cada uma das 13 estações de tratamento existentes na bacia, além de otimizar a localização e os custos de 13 novas estações de tratamento que eventualmente seriam construídas. Após aplicarem o modelo para a bacia do rio Youngsan concluíram que, para atender os parâmetros de qualidade da água, deveriam ser construídas 7 novas estações de tratamento. Sendo que, destas, 5 deveriam apresentar tratamento avançado e, das existentes, 9 deveriam melhorar o tipo de tratamento. Em comparação com algumas outras metodologias de otimização aplicadas ao

problema, a solução apresentada pelo AG apresentou-se mais vantajosa, principalmente em relação ao custo do tratamento, que se apresentou 45% menor em relação àqueles estimados por outras metodologias, além da perspectiva de atendimento dos padrões de qualidade da água estabelecidos.

Como técnicas auxiliares na modernização da gestão de recursos hídricos, Park *et al* (2006) propuseram uma integração de Sistemas de Informações Geográficas (GIS) com o Algoritmo Genético na implantação de um projeto de uma rede de monitoramento de qualidade da água em um grande sistema hídrico, o rio Nakdon, na Coreia. O estudo demonstrou que apenas 35 das 110 estações de monitoramento em operação coincidem com aquelas previstas em uma configuração otimizada de estações.

Saadatpour e Afshar (2007) apresentaram um modelo de alocação de descarga residuária difusa, cuja metodologia de simulação-otimização empregou uma função objetivo com parâmetros conflitantes: a variável de custo e os padrões de qualidade da água. O modelo proposto foi aplicado a um caso hipotético. Empregou o AG como ferramenta de otimização, a qual foi combinada com o código fonte em Fortran do modelo QUAL2E. Os resultados mostraram convergência adequada do algoritmo proposto para uma solução ótima global .

Aras *et al* (2007) desenvolveram um modelo de gestão de qualidade de água integrada ao AG. Esse modelo consistia no desenvolvimento de um modelo de qualidade de água no ambiente computacional JAVA baseado no estudo pioneiro de Streeter e Phelps e foi aplicado para alcançar metas de qualidade de água e otimização de custo de tratamento de águas residuárias num sistema hídrico com três descargas de efluentes domésticos. O estudo mostrou que o Algoritmo Genético pode ser aplicado para minimizar as eficiências de estações de tratamento de esgotos e, como consequência, também o custo do tratamento de águas residuárias.

Holenda (2007) demonstrou a eficiência do Algoritmo Genético em sugerir alternativas para redução da carga orgânica numa estação de tratamento com aeração onde as variáveis produção de lodo e custo energético foram avaliadas no processo de otimização. A otimização com o AG produziu economia em até 10%, quando comparada a estratégias de controle tradicionais.

Albertin (2008), propôs três modelos de otimização multiobjetivo considerando a maximização da carga lançada pelas fontes poluidoras, a melhora qualitativa da água e a minimização da magnitude das violações dos padrões de qualidade da água. A principal contribuição deste trabalho esteve na incorporação de uma restrição ao modelo de otimização multiobjetivo a partir do estabelecimento de um índice que tem o intuito de distribuir equitativamente a eficiência do tratamento necessária entre as fontes de poluição. O modelo de otimização proposto foi aplicado na bacia do rio Atibaia, SP. As soluções obtidas demonstraram os conflitos existentes e a competição entre os critérios multiobjetivos considerados. O Algoritmo Genético demonstrou-se uma técnica efetiva para solucionar problemas de otimização multiobjetivo em aplicações de gerenciamento de qualidade da água, identificando as variáveis de decisão e a frente Pareto.

Carvalho e Kaviski (2009) desenvolveram uma ferramenta de auxílio à tomada de decisões para a aplicação de medidas de despoluição hídrica mediante o uso de análise matemática com base no Algoritmo Genético. Os autores buscaram otimizar a seqüência de investimentos necessários para aproximar os rios de suas condições de enquadramento. Para solucionar o problema de otimização empregou-se o programa EVOLVER 4.0.8, da Palisade Corporation, um adendo ao Microsoft Excel para a resolução de Algoritmo Genético. Acoplado a este software foi utilizado o programa ADV_DIF, desenvolvido para o referido estudo, com o objetivo de determinar a concentração de poluentes ao longo do rio. O método proposto foi aplicado na bacia do Rio Palmital, que faz parte da bacia do Alto Iguaçu. Os resultados obtidos demonstram a potencialidade da ferramenta de suporte à decisão desenvolvida.

A otimização de parâmetros no processo de calibração de modelos matemáticos com o uso de algoritmo genético vem sendo muito aplicado em estudos em recursos hídricos, estando disponíveis na literatura vários trabalhos que exemplificam o crescente uso do AG para este tipo de aplicação.

Kondageski e Fernandes (2009) desenvolveram rotinas computacionais em linguagem FORTRAN com o algoritmo genético para realizar a calibração de modelo clássico de Streeter- Phelps. O estudo foi aplicado no Rio Palmital, que está localizado na bacia do Alto Iguaçu, região metropolitana de Curitiba, considerando

informações quali-quantitativas de apenas 1 (um) ponto de monitoramento. Neste contexto foram estudados distintos cenários de calibração que permitiram explorar a capacidade das rotinas desenvolvidas em resolver um problema de otimização (minimização da função aptidão) baseado na comparação com resultados de monitoramento disponível. O trabalho permitiu concluir que nos grupos de calibração onde haviam várias constantes de qualidade de água a serem calibradas, o modelo identificou um conjunto de soluções que satisfizeram o problema de otimização e cujos valores medianos reproduziram sempre o mesmo perfil de concentrações de DBO e OD que reproduziam o único ponto com dados de monitoramento. Os resultados indicaram potencial de utilização do algoritmo genético para a calibração do modelo matemático de qualidade da água, mesmo neste caso onde existia apenas uma estação de monitoramento quali-quantitativo. Segundo os autores o resultado foi significativo, pois representou uma alternativa consistente e objetiva para o tradicional esquema de calibração de modelos de qualidade da água.

Pettelier *et al* (2006) incorporaram a rotina de Algoritmo Genético para facilitar a calibração do modelo de qualidade de água QUAL2K, dando origem a um novo modelo denominado QUAL2Kw. Foram testados vários tamanhos de população, vários métodos de *crossover*, assim como várias combinações entre os parâmetros e operadores do AG foram testados para controlar como o algoritmo incorpora os indivíduos filhos durante a evolução. Uma das melhores estratégias adotadas foi a combinação de elitismo e substituição geracional. Adicionalmente os autores observaram que a população de 100 indivíduos forneceu um resultado tão bom quanto a população de 500 indivíduos e que o melhor tipo de *crossover* foi de 1 e 2 pontos. O AG foi capaz de calibrar o modelo com precisão para o problema proposto.

Colnago (2007) desenvolveu trabalho cujo objetivo consistia na calibração do modelo matemático de estimativa da emissão de gases odorantes em ETE adaptado e avaliado por Lopes (2005). O referido modelo envolveu um balanço de massa em cada unidade da ETE, onde equações empíricas simulavam os fenômenos físicos, químicos e biológicos responsáveis pela remoção dos gases odorantes dissolvidos na massa de esgoto. Através do uso do AG, Colnago reestimou alguns parâmetros associados às equações empíricas do modelo. O algoritmo genético (AG)

implementado paralelamente ao modelo de emissão calculou o erro quadrático médio (RMS(t)) entre as concentrações medidas por Sá (2004) e as concentrações estimadas pelo modelo de emissão, produzindo um índice de aptidão (fitness) que representa o quão bom cada indivíduo é para a calibração. Com a simulação via AG de diferentes tipos e taxas de cruzamento e mutação, o autor concluiu que as considerações adotadas em cada simulação apresentaram diferença pouco significativa em relação à média entre os índices de aptidão.

3.5 COMPLEXIDADE DE ALGORITMO

Um problema é dito algorítmico quando admite um algoritmo capaz de receber os dados de entrada e encontrar uma solução que seja adequada (Goldberg, 1989).

Um algoritmo é um procedimento, que consiste de um conjunto de regras não ambíguas, as quais especificam, para cada entrada, uma seqüência finita de operações, terminando com uma saída correspondente.

Segundo Toscani e Veloso (2001), um algoritmo resolve um problema quando, para qualquer entrada, produz uma resposta correta, se forem concedidos tempo e memória suficientes para sua execução. No entanto, o fato de um algoritmo resolver o problema não significa que seja aceitável na prática. Os recursos de espaço e tempo requeridos têm grande importância em casos práticos.

A eficiência de um algoritmo é determinada através de uma função de complexidade f . Esta função permite uma classificação dos algoritmos segundo sua categoria de complexidade e permite também comparar qualitativamente algoritmos diferentes que realizam a mesma tarefa. Se $f(n)$ é uma medida de quantidade de tempo necessário para executar um algoritmo em um problema de tamanho n , então f é chamada de complexidade de tempo do algoritmo. Se $f(n)$ é uma medida de quantidade da memória necessária para armazenar as estruturas utilizadas pelo algoritmo em um problema de tamanho n , então f é chamada de complexidade de espaço.

A complexidade de tempo ainda é a medida mais utilizada para determinação da eficiência de um algoritmo. No entanto, sua determinação não depende somente do

algoritmo, mas do conjunto de instruções do computador, a qualidade do compilador, e a habilidade do programador.

O tempo de execução de um algoritmo para uma determinada entrada pode ser medido pelo número de operações primitivas que ele executa. Como esta medida fornece um nível de detalhamento grande, resultando numa função de difícil análise e manipulação, convém analisar a complexidade do algoritmo através do comportamento assintótico das funções de tempo de execução. O comportamento de $f(n)$ representa o limite do comportamento do tempo de execução quando n cresce.

Knuth (1968) sugeriu uma notação para expressar relação assintótica entre funções, seja ela de dominância, de equivalência ou de inferioridade. A notação $O(\cdot)$ representa o comportamento de uma função quando desconsidera-se seu valor exato e ressalta-se a sua ordem de grandeza, ou a ordem assintótica.

Se f_1 e f_2 representam funções de tempo de execução do programa:

$$f_1(n) = n^4 + 2n^2 + 20n \quad (10)$$

$$f_2(n) = n^4 - 2n^2 - 20n \quad (11)$$

Para valores suficientemente grandes para n , o termo n^4 dominaria o resultado final da expressão e os valores percentuais de $f_1(n)$ e $f_2(n)$ estariam surpreendentemente próximos. Neste caso $O(f_1(n)) = O(f_2(n)) = O(n^4)$.

Essa simplificação é de extraordinário efeito para cálculo de eficiência o algoritmo, sem deixar, contudo, de ser um indicador bastante aproximado de seu comportamento para valores suficientemente grande para n . Ziviani (2011) enumeram as funções de complexidade das principais classes de problemas de utilizando a notação O .

Algoritmos de complexidade $O(1)$ são ditos de complexidade constante. O uso deste algoritmo independe de n , neste caso as instruções do algoritmo são executadas um número fixo de vezes.

Algoritmos de complexidade $O(n \log n)$ são ditos de complexidade logarítmica. Esse tempo de execução ocorre tipicamente em algoritmos que resolvem um problema

transformando-o em problemas menores, resolvendo cada um deles independentemente e depois juntando as soluções

Algoritmos de complexidade $O(n^2)$ são ditos de complexidade quadrática. Algoritmos dessa ordem de complexidade ocorrem quando os itens de dados são processados aos pares, muitas vezes em um *loop* (repetição) dentro do outro. Sempre quando n dobra, o tempo de execução é multiplicado por 4. Algoritmos desse tipo são úteis para resolver problemas de tamanho relativamente pequenos.

Algoritmos de complexidade $O(2^n)$ são ditos complexidade exponencial. Algoritmos dessa ordem de complexidade geralmente não são úteis do ponto de vista prático. Eles ocorrem na solução de problemas quando se usa força bruta para resolvê-los, isto é, testando cada um dos valores possíveis. Pode ser que o número de possibilidades a serem consideradas, embora finito, seja tão grande que uma busca exaustiva não é factível.

Algoritmos de complexidade $O(n!)$ também são ditos de complexidade exponencial, apesar da complexidade fatorial $O(n!)$ ter comportamento muito pior do que a complexidade $O(2^n)$. Algoritmos dessa ordem de complexidade ocorrem na solução de problemas quando se usa força bruta para resolvê-los.

Toscani e Veloso (2001) associam o termo “algoritmos não eficientes”, a condição de algoritmos de complexidade exponencial, também chamados de algoritmo não polinomial (NP), pois problemas que têm esse algoritmo como melhor opção de solução tornam-se intratáveis para entradas razoavelmente grandes.

Ao se considerar problemas de otimização, basicamente, existem dois caminhos que podem ser seguidos para a resolução: algoritmos exatos e heurísticos (Kondageski, 2009).

Os algoritmos exatos apresentam como vantagem fornecer a solução exata do problema, ou seja, a solução ótima. Entretanto, encontrar essa solução, ao se considerarem os recursos computacionais disponíveis, pode ser muito demorado para determinados problemas.

O método Exaustivo, por sua vez, consiste num método de busca por enumeração

completa por meio do qual a solução ótima global é encontrada. É implementado por meio de um algoritmo que, através de iterações encadeadas, possibilita a busca da solução ótima entre todo o universo de soluções possíveis. É muito comum algoritmos que geram solução ótima após varrer todo o espaço de busca possuírem complexidade exponencial para o tempo de processamento, o que torna o processo de otimização inviável.

No entanto, os chamados algoritmos heurísticos, testam soluções do espaço de busca assumindo complexidade polinomial quanto ao tempo de processamento e, embora não forneçam a solução ótima, são capazes de fornecer soluções razoáveis em um tempo considerado viável. Entre os diversos algoritmos conhecidos e que estão classificados como heurísticos encontram-se o GRASP, Busca Tabu, *Simulated Annealing*, Algoritmo Genético, entre outros (Tsuruta *et al*, 2001; Santé-Riveira, *et al*, 2008).

4 METODOLOGIA

A metodologia adotada nesta dissertação envolve a integração de um modelo de simulação de qualidade de água com modelos de otimização, com o intuito de propor uma ferramenta de apoio ao planejamento e gerenciamento de recursos hídricos.

Dessa maneira, um modelo matemático de simulação permitiu quantificar automaticamente a concentração de um determinado parâmetro no corpo receptor e analisar medidas de controle da poluição (neste trabalho, proposta de implantação de ETE'S) que promovessem a adequação das concentrações de parâmetros de qualidade de água aos padrões ambientais.

Nos itens subseqüentes, são apresentadas a área de estudo, as constantes cinéticas e informações hidrodinâmicas que subsidiam a modelagem matemática da qualidade da água, a descrição dos cenários simulados, a determinação dos modelos e grupos de otimização, a implementação e determinação dos parâmetros e operadores do Algoritmo Genético e, finalmente, a alternativa para verificação do desempenho da técnica de otimização.

4.1 ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo considerada neste trabalho é a porção superior da bacia hidrográfica do rio Santa Maria da Vitória, no trecho compreendido entre a nascente do curso d'água e a represa de Rio Bonito.

A bacia do rio Santa Maria da Vitória é uma das principais bacias responsáveis pelo abastecimento de água da Região Metropolitana da Grande Vitória e ofereceu suporte ao desenvolvimento de várias outras dissertações desenvolvidas no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Ambiental da Universidade Federal do Espírito Santo, dentre as quais merecem menção Zamprogno (1999), Roriz (2002), Salim (2004), Roques (2006) e Zorzal (2009). Esses trabalhos constituíram fontes de informações de modelagem e otimização além de dados necessários à aplicação do sistema proposto neste estudo.

A Figura 04 apresenta em destaque a porção superior da bacia hidrográfica do Rio Santa Maria, desde as nascentes até a represa de Rio Bonito.

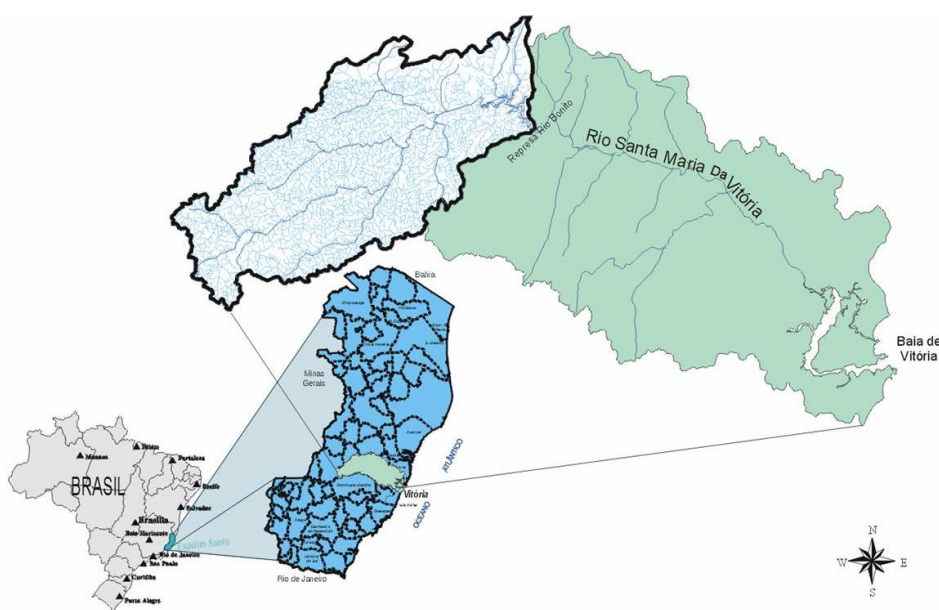


Figura 04: Localização da sub-bacia do Rio Santa Maria da Vitória
Fonte: Zamprogno (1999)

A qualidade das águas da bacia do rio Santa Maria da Vitória é um fator de grande importância para o desenvolvimento regional, uma vez que suas águas são utilizadas para diversos usos, com destaque para o abastecimento público, irrigação e geração de energia elétrica (Caiado et al., 1999). Zorzal (2009) ainda destaca,

dentre seus principais usos, o cultivo de hortaliças, a dessedentação de animais e a agropecuária, predominantemente nas várzeas e baixas encostas ao longo do rio.

A bacia do rio Santa Maria da Vitória possui uma área de drenagem de aproximadamente 1660 km², com altitudes variando de 0 a 1300 m. Seu perímetro é 291 km. Limita-se a Leste com a baía de Vitória, ao Norte, a Oeste com as bacias dos rios Reis Magos e Doce e, ao Sul, com as bacias do rio Jucu, Bubu e Formate (HABTEC, 1997).

Segundo Roques (2006) esta bacia apresenta uma área de aproximadamente 616 km² e 42 km de extensão, sendo os rios Alto Posmoser e São Luiz os principais formadores do rio Santa Maria da Vitória. O rio São Luiz constitui maior fonte de carga orgânica, pois despeja efluentes domésticos, provenientes da sede do município de Santa Maria de Jetibá, sem tratamento adequado, no rio Santa Maria da Vitória.

4.2 MODELO PARA SIMULAÇÃO DE QUALIDADE DA ÁGUA

Para simulação da qualidade da água desenvolveu-se um modelo computacional no ambiente do software MatLab. O MatLab é um software interativo de alta performance voltado para o cálculo numérico que integra análise numérica, cálculo com matrizes, processamento de sinais e construção de gráficos em ambiente de fácil utilização onde problemas e soluções são expressos somente como eles são escritos matematicamente, ao contrário da programação tradicional.

O modelo de qualidade da água numérico desenvolvido contemplou as interações físicas de mistura e as reações biológicas que caracterizam o processo natural de autodepuração do corpo d'água, reproduzindo as formulações matemáticas e estruturas conceitual e computacional do modelo QUAL-UFMG, modelo detalhadamente apresentado e discutido por Von Sperling (2007).

Para solução numérica das equações diferenciais do QUAL-UFMG é empregado o método de integração Euleriano, que é o mais simples, mas que requer passos de integração menores que os demais métodos para evitar imprecisões e instabilidades numéricas (Von Sperling, 2007).

Para a modelagem o rio foi conceitualmente segmentado em trechos que, por sua vez, foram divididos em sub-trechos ou elementos computacionais (unidade de integração). Estes elementos computacionais possuem comprimentos constantes e são considerados como completamente misturados. Os trechos, portanto, podem ser entendidos como grupos de reatores de mistura completa, onde são comuns as características hidrogeométricas e taxas biológicas. Para cada elemento, o balanço hidrológico pode ser escrito em função da somatória dos fluxos afluentes e efluentes. São considerados o fluxo afluente ao elemento por sua face superior, fluxos referentes às fontes externas ou captações e o fluxo efluente através da face inferior do elemento.

A concentração dos parâmetros de qualidade de água em cada elemento computacional resultará da soma da variação da concentração (ΔC) neste elemento computacional com a concentração resultante do processo de mistura (MC), conforme estabelecido pela equação (12).

$$C_{(i+1)} = MC_{(i)} + \Delta C_{(i)} \quad (12)$$

Na expressão anterior C representa a concentração pontual no elemento computacional i analisado. A formulação para determinação de MC pode-se generalizar para todos os parâmetros da seguinte forma:

$$MC_{(i)} = \frac{Q_{rio(i-1)} \cdot C_{rio(i-1)} + Q_{trib(i)} \cdot C_{trib(i)} + Q_{esg(i)} \cdot C_{esg(i)}}{Q_{rio(i-1)} + Q_{trib(i)} + Q_{esg(i)}} \quad (13)$$

Na expressão (13):

Q_{rio} = Vazão do rio principal, Santa Maria da Vitória;

Q_{trib} = Vazão de tributário que aflui ao elemento computacional;

Q_{esg} = Vazão de efluente doméstico que aflui ao elemento computacional;

C_{rio} = Concentração do parâmetro analisado, no rio;

C_{trib} = Concentração do parâmetro analisado, no tributário;

C_{esg} = Concentração do parâmetro analisado, nos efluentes;

Por meio do modelo de qualidade de água foram simulados, neste estudo, os perfis de concentrações da Demanda Bioquímica de Oxigênio (DBO) e Oxigênio Dissolvido

(OD), principais constituintes que determinam a qualidade da água após despejos de efluentes domésticos. Adicionalmente, é relevante registrar que o modelo computacional considerou o regime permanente de vazões.

Para a DBO a formulação matemática utilizada é apresentada pela equação (14)

$$\frac{dL}{dt} = -K_1.L - K_s.L + L_{rd} \quad (14)$$

Na expressão anterior:

K_1 = Coeficiente de oxidação da DBO no rio (d^{-1});

L = Concentração de DBO última em um tempo de percurso t qualquer (mg/l);

K_s = Coeficiente de remoção da DBO por sedimentação (d^{-1});

L_{rd} = Taxa de entrada de DBO última difusa na massa líquida ($g/m^3.d$).

Para o cálculo da variação temporal do parâmetro OD, adotou-se a equação (15)

$$\frac{dC}{dt} = K_2(C_s - C) - K_1.L - S_d + F - R \quad (15)$$

Na expressão (15):

K_2 = Coeficiente de reaeração (d^{-1});

C_s = Concentração de saturação do OD (mg/l);

C = Concentração de oxigênio dissolvido em um tempo t qualquer (mg/l);

K_1 = Coeficiente da decomposição da DBO (mg/l);

L = concentração da DBO última em um tempo de percurso t qualquer (mg/l);

S_d = Demanda de oxigênio pelo sedimento ($mgO_2/l.d$);

F = Taxa de produção de OD por fotossíntese ($mgO_2/m^3.d$);

R = Taxa de consumo de OD por respiração ($mgO_2/m^3.d$);

Segundo Von Sperling (2007), os processos que envolvam inter-relações de algas com outros constituintes são extremamente complexos e os valores de seus coeficientes não são facilmente determinados. Além deste fato, as interações com as algas apresentam resultados significativos somente em ambientes lênticos. Portanto, para simulação do perfil de OD foram desconsideradas, neste trabalho, as taxas de consumo (R) e produção (F) de OD.

Von Sperling (1996) observa que o revolvimento da camada de lodo ainda não totalmente estabilizada pode ser considerado como uma fonte de DBO, compensando o decaimento da mesma devido ao processo de sedimentação. Assim sendo, para as simulações executadas no presente trabalho o coeficiente de decaimento da DBO na sedimentação K_s e a demanda do sedimento S_d foram desprezados.

Considerando que os objetivos do presente trabalho não se encontram a análise do comportamento do corpo d'água em função da afluência de cargas difusas de poluição ou advindas de entradas incrementais de vazões. Desta forma considerou-se nulo o valor da taxa de entrada da DBO última difusa na massa líquida (L_{rd}).

4.3 CONSTANTES CINÉTICAS, INFORMAÇÕES HIDRODINÂMICAS E DE QUALIDADE DA ÁGUA

As constantes cinéticas, informações hidrodinâmicas e de qualidade de água consideradas neste estudo reproduziram aquelas empregadas por Salim (2004) e Mendonça e Almeida (2005), quando da análise do problema de disposição de efluentes domésticos no mesmo sistema hídrico, ou apresentadas na literatura. Os referidos autores conformaram suas simulações de qualidade de água a partir de dados das campanhas realizadas em março, julho, setembro e outubro de 1997, associadas ao estudo “*Diagnóstico e Plano Diretor das bacias dos rios Santa Maria da Vitória e Jucu*” (HABTEC, 1997).

O valor utilizado para K_1 nas simulações com o QUAL-UFMG foi $0,23 \text{ dia}^{-1}$ conforme sugestão apresentada por Salim (2004) ao estudar o mesmo sistema hídrico.

As variáveis vazão, velocidade média e altura de lâmina d'água relacionaram-se entre si por meio das expressões (17) e (18).

$$U = aQ^b \quad (17)$$

$$H = \alpha Q^\beta \quad (18)$$

Neste estudo foram utilizados os coeficientes a , b , α e β . determinados por Roques (2006), em estudo para o mesmo trecho no rio Santa Maria da Vitória, cujos valores são apresentados na Tabela 04.

Tabela 04: Coeficientes e expoentes necessários à determinação de K_2

Coeficientes	Valores
a	0,0603
b	0,7765
α	0,5487
β	0,4775

Fonte: ROQUES (2006)

O emprego das referidas expressões (17) e (18), em combinação com a fórmula proposta originalmente por Churchill (1962), conduziu à expressão (19), empregada neste estudo para apropriação do coeficiente K_2 :

$$K_2 = 0,90. Q^{-0,04} \quad (19)$$

Caiado *et al* (1999), apontou a temperatura média de 21°C e altitude média (900 m) no rio Santa Maria da Vitória, informações que subsidiaram a determinação da concentração de saturação de oxigênio no corpo d'água. Neste trabalho, a concentração de saturação assumiu o valor de 8,00 mg/L, concentração estimada a partir de expressão proposta por Popel (1979).

Uma representação esquemática do sistema hídrico estudado, incluindo informações sobre qualidade e disponibilidade de água do rio Santa Maria da Vitória e de seus principais afluentes, é apresentada na Figura 05. Para as simulações, o curso d'água foi dividido em 42 elementos computacionais, com 1 km de extensão cada. O rio Alto Posmoser torna-se afluente do Rio Santa Maria da Vitória no quilômetro 24, enquanto o rio São Luiz o faz no quilômetro 36.

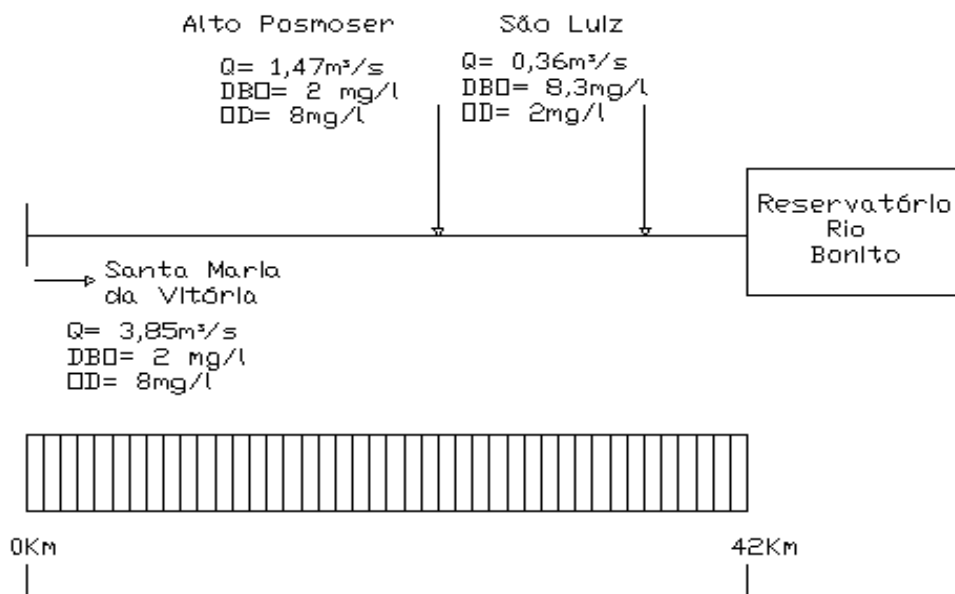


Figura 05: Representação esquemática do sistema hídrico a ser estudado
 Fonte: Salim (2004), adaptado.

4.4 CENÁRIOS SIMULADOS

A conformação dos cenários foi estabelecida a partir da combinação de diferentes pontos de disposição de esgotos domésticos e de diferentes vazões para os referidos despejos. Foram desenvolvidos três cenários que são sumarizados da seguinte maneira:

- **Cenário A:** lançamento de cinco efluentes apresentando mesma carga e sem nenhum tipo de tratamento ($P_1 = P_2 = P_3 = P_4 = P_5 = 40 \text{ L/s}$), dispostos no Rio Santa Maria da Vitória nos quilômetros 8, 16, 25, 32 e 40.
- **Cenário B:** lançamento de cinco efluentes com diferentes cargas de poluição. As características de qualidade dos efluentes são iguais àquelas consideradas no cenário A com vazões diferenciadas ($P_1 = 60 \text{ L/s}$, $P_2 = 50 \text{ L/s}$, $P_3 = 40 \text{ L/s}$, $P_4 = 30 \text{ L/s}$ e $P_5 = 20 \text{ L/s}$).
- **Cenário C:** situação hipotética na qual as vazões dos rios Posmoser e Santa Maria assumiram mesmo valor, influenciando de forma significativa a capacidade de autodepuração ao longo do curso d'água principal. Considerou-se a disposição de esgotos brutos em quatro pontos a montante do Rio Posmoser (quilômetros 4, 8, 12 e 16), todas com vazão 20 L/s;

adicionalmente considerou-se um ponto de disposição de esgotos no quilômetro 25, com vazão de 50 L/s.

Os cenários considerados neste trabalho reproduziram os estudados por Salim (2004). As Figuras 06, 07 e 08 apresentam o sistema hídrico a ser modelado, consideradas as características conformadas por meio dos cenários A, B e C respectivamente.

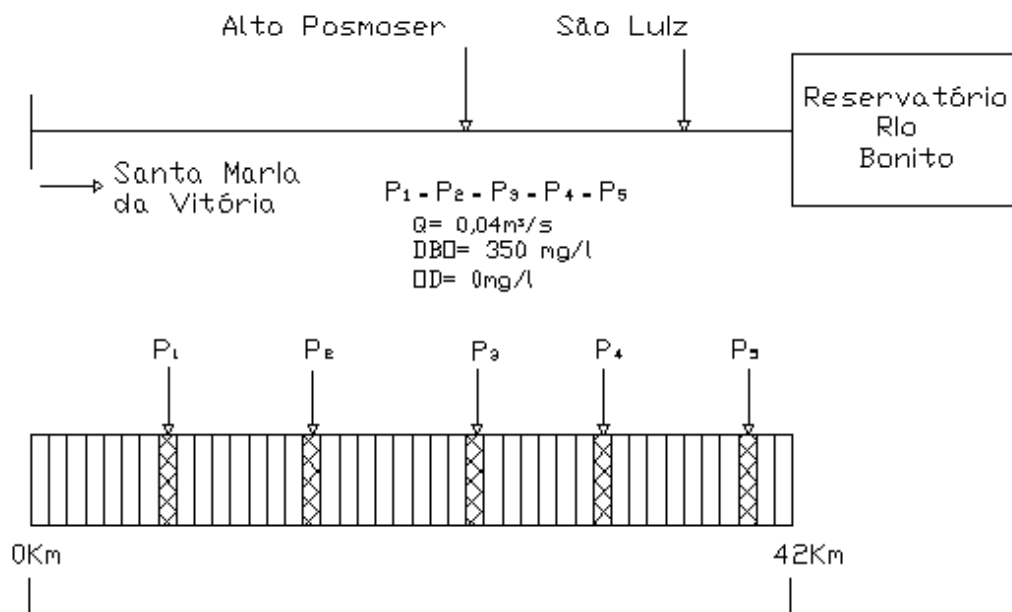


Figura 06: Representação esquemática do sistema hídrico a ser modelado conforme cenário A
Fonte: Salim (2004), adaptado.

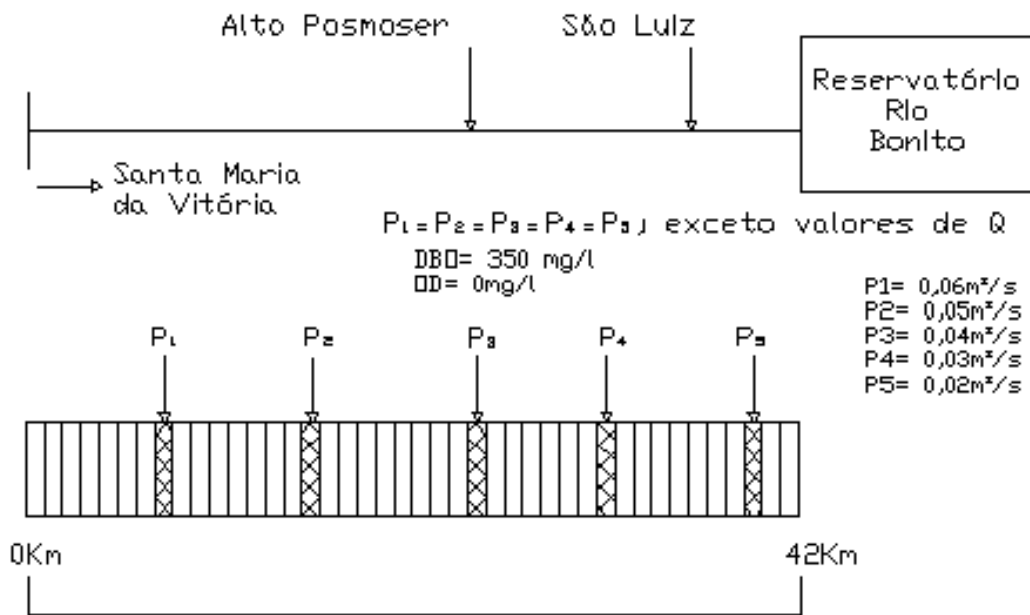


Figura 07: Representação esquemática do sistema hídrico a ser modelado conforme cenário B
 Fonte: Salim (2004), adaptado.

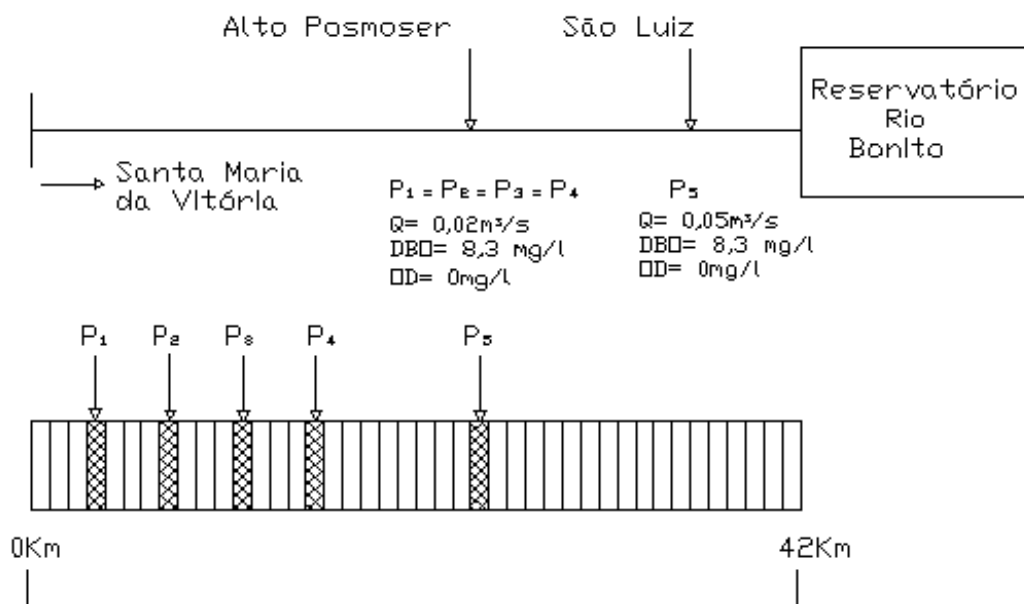


Figura 08: Representação esquemática do sistema hídrico a ser modelado conforme cenário C
 Fonte: Salim (2004), adaptado.

Para todos os cenários, considerou-se o esgoto bruto apresentando DBO 350 mg/L e concentração nula de OD. A adoção destes valores, no entanto, ignora o fato de que determinadas plantas de tratamento de esgoto permitem a disposição de efluentes com concentrações de OD que podem chegar a 2,00 mg/L, como pode

ocorrer em processos de lodos ativados ou filtros biológicos percoladores. Desta forma, são considerados cenários de simulação mais rigorosos do que aqueles que podem se estabelecer na prática, em decorrência da eventual seleção de determinados processos de tratamento de esgotos.

4.5 PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO

Os modelos de otimização propostos neste trabalho retratam um problema determinístico com variáveis discretas, estabelecido por meio de funções objetivos e conjuntos de restrições que, embora, representados por equações lineares, representam interações não lineares no sistema hídrico. Os modelos possuem como objetivo comum minimizar o somatório do conjunto de eficiências associadas a diferentes ETE'S a serem implantadas no sistema hídrico, de modo que os padrões qualidade de água exigidos pela resolução CONAMA nº 357/2005 sejam atingidos em todos os trechos do corpo receptor analisados.

A formulação matemática do problema de otimização assumiu a seguinte conformação:

$$\text{Minimizar } [f(E)] = \sum_{i=1}^n E_i \quad (20)$$

Sujeito à:

$$E_i \geq 0 \quad (21)$$

$$E_i \leq 90 \quad (22)$$

e sujeito à

$$\text{DBO}_{\text{Curso d'água}} \leq 3 \text{ mg/L} \quad (23)$$

$$\text{OD}_{\text{Curso d'água}} \geq 6 \text{ mg/L}, \quad (24)$$

para a classe I;

$$\text{DBO}_{\text{Curso d'água}} \leq 5 \text{ mg/L} \quad (25)$$

$$\text{OD}_{\text{Curso d'água}} \geq 5 \text{ mg/L}, \quad (26)$$

para a classe II;

$$\text{DBO}_{\text{Curso d'água}} \leq 10 \text{ mg/L} \quad (27)$$

$$\text{OD}_{\text{Curso d'água}} \geq 4 \text{ mg/L}, \quad (28)$$

para a classe III.

Nas expressões anteriores E é um vetor contendo as n variáveis de decisão. O termo E_i representa a eficiência do i -ésimo sistema de tratamento de esgotos considerado para a bacia em estudo, $OD_{\text{curso d'água}}$ a concentração de Oxigênio Dissolvido no curso d'água e $DBO_{\text{Esgoto Tratado}}$, $DBO_{\text{Esgoto Bruto}}$ e $DBO_{\text{Curso d'água}}$ os valores de Demanda Bioquímica de Oxigênio para o esgoto tratado, esgoto bruto e curso d'água, respectivamente.

A equação (20) apresenta uma função de único objetivo, cujo espaço de busca para as variáveis de decisão é limitado e restrito. A expressão (21) assegura a não negatividade das variáveis de decisão, a (22) determina o limite máximo de 90% para remoção de DBO do esgoto bruto e as expressões de (23) a (29) indicam os padrões de qualidade estabelecidos para DBO e OD de acordo com a Resolução CONAMA nº 357/2005, para corpos de água doce.

Os cursos d'água que compõem a bacia hidrográfica do Rio Santa Maria da Vitória não passaram por processo de enquadramento sendo, portanto, classificados como rios Classe II (restrições (25) e (26), conforme estabelece Artigo 42 da Resolução CONAMA nº 357/2005). No entanto, neste estudo, considerou-se a possibilidade da eventual adoção de diferentes classes de uso para o rio Santa Maria da Vitória, conformando as restrições (23), (24), (27) e (28), com o intuito de subsidiar futuro enquadramento do curso d'água.

4.6 GRUPOS DE OTIMIZAÇÃO

A Resolução CONAMA nº 430/2011, por intermédio do Artigo 21, estabelece que a concentração máxima de DBO no efluente tratado não deve superar 120 mg/L. No entanto, a Resolução indica que a referida concentração poderá ser ultrapassada naquelas situações em que o sistema de tratamento apresentar eficiência mínima de 60% para remoção DBO, ou mediante estudo de autodepuração do corpo hídrico que comprove atendimento às metas do enquadramento do corpo receptor.

Neste contexto, uma restrição adicional associada à remoção de DBO foi considerada ao modelo inicial de otimização, estabelecendo-se três diferentes grupos de otimização para cada um dos cenários de simulação anteriormente descritos. A restrição adicional assumiu as seguintes formas:

- Grupo 1 - $E_i \geq 0$, ignorando-se o valor mínimo para eficiência de remoção de DBO (60%) e o valor máximo para a DBO no esgoto tratado (120 mg/L) sugeridos pela Resolução CONAMA nº 430/2011 e, assumindo-se a possibilidade de disposição final de efluentes brutos desde que obedeçam as condições, padrões e exigências dispostas na Resolução CONAMA nº 357/2005. Nesta opção, toda a carga de DBO lançada poderia ser assimilada em decorrência da capacidade de autodepuração do curso d'água.
- Grupo 2 - $DBO_{\text{Esgoto Tratado}} \leq 120 \text{ mg/L}$, observando-se o valor máximo de DBO no esgoto tratado, conforme estabelecido pela Resolução CONAMA nº 430/2011;
- Grupo 3 - $E_i \geq 60\%$, observando-se o valor mínimo de eficiência para remoção de DBO estabelecido pela Resolução CONAMA nº 430/2011; Nesta opção admite-se o lançamento de concentrações de DBO no esgoto tratado superiores a 120 mg/L;

4.7 INSERÇÃO DAS CONDIÇÕES DE EQUIDADE NO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO

Ainda que o custo total de implantação de sistemas de tratamento de esgoto dependa de diferentes aspectos (por exemplo, tipo de tecnologia, demanda por área ou capacidade do sistema), a perspectiva considerada neste estudo, através do modelo de otimização descrito nas seções anteriores é a de que os sistemas que usualmente apresentam menores eficiências de tratamento envolvem menores custos quando da sua implantação.

Os trabalhos de Albertin (2008), Burn e Yuliant (2001), Yandamuril *et al* (2006) e Andrade *et al* (2012) inseriram uma nova variável, chamada de medida de equidade, para auxiliar o processo análise de planejamento e gestão de recursos hídricos. A medida de equidade parte do princípio de que fontes com maiores cargas poluidoras devem ter níveis mais altos de tratamento.

Uma relação de “Custo de tratamento *versus* equidade” foi implementada nesta etapa do trabalho na tentativa de minimizar custos de despoluição hídrica (indiretamente, por meio de minimização de eficiências de tratamento de esgoto) e, ao mesmo tempo, introduzir a equidade entre os lançamentos de efluentes existentes

numa bacia hidrográfica, conformando três modelos de otimização, descritos a seguir. É relevante registrar que as simulações de qualidade que envolveram a incorporação da equidade entre os lançamentos consideraram cursos d'água classe I, II e III.

4.7.1 Determinação do modelo I de otimização

O modelo I de otimização foi estabelecido a partir das equações (30) a (33).

$$\text{Minimizar } \sum_{i=1}^n E_i \quad (30)$$

Sujeito a:

$$\text{DBO}_{\text{Curso d'água}} \leq 3 \text{ mg/L (Classe I); } 5 \text{ mg/L (Classe II); } 10 \text{ mg/L (Classe III)} \quad (31)$$

$$\text{OD}_{\text{Curso d'água}} \geq 6 \text{ mg/L (Classe I); } 5 \text{ mg/L (Classe II); } 4 \text{ mg/L (Classe III)} \quad (32)$$

$$\frac{CO_{\text{EsgotoBruto}(i)}}{E_{(i)}} = \frac{CO_{\text{EsgotoBruto}(n)}}{E_{(n)}}, \forall n \quad (33)$$

A relação estabelecida por $CO_{\text{EsgotoBruto}(i)}$ (carga orgânica do esgoto bruto do i -ésimo lançamento de efluentes na bacia) e $E_{(i)}$ (eficiência de remoção de DBO da i -ésima ETE implantada no sistema hídrico) representa, neste trabalho, a inserção da equidade entre os diferentes lançamentos considerados.

A carga orgânica bruta do efluente normalmente é uma informação preliminar de projeto de ETE'S. Como as diferentes eficiências constituem variáveis de decisão, a estrutura proposta para o problema de otimização busca estabelecer níveis de remoção de DBO que preservem a igualdade da razão $\frac{CO_{\text{EsgotoBruto}(i)}}{E_{(i)}}$ dos lançamentos. Quanto maior a carga orgânica bruta associada a um determinado lançamento maior será a eficiência de remoção de DBO estimada para aquele ponto.

A equação (30) reproduz a mesma função objetivo empregada nos grupos de otimização indicados na seção anterior. As restrições de ordem ambiental associadas às diversas classes de enquadramento que o curso d'água pode assumir são representadas por meio das inequações (31) e (32).

4.7.2 Determinação do modelo II de otimização

O modelo II de otimização, diferentemente do proposto na seção anterior, insere o termo equidade na função objetivo, de modo que se promova a minimização da inequidade entre os pontos de lançamentos. Neste modelo, a manutenção dos padrões de qualidade ambiental e o limite máximo e mínimo das variáveis de decisão são considerados como restrição.

A elaboração deste modelo partiu do princípio de que a equidade entre os lançamentos não ocorreria de maneira compulsória, o que se espera que ocorra quando da introdução da medida da equidade como uma restrição ao problema de otimização. Esta abordagem conformou a função objetivo estabelecida pela equação (34)

$$\text{Minimizar } \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \left[\left(\frac{CO_{EsgotoBruto(i)}}{E_{(i)}} \right) - \left(\frac{CO_{EsgotoBruto(j)}}{E_{(j)}} \right) \right]^2 \quad (34)$$

Sujeito a:

$$DBO_{\text{Curso d'água}} \leq 3 \text{ mg/L (Classe I); } 5 \text{ mg/L (Classe II); } 10 \text{ mg/L (Classe III)} \quad (35)$$

$$OD_{\text{Curso d'água}} \geq 6 \text{ mg/L (Classe I); } 5 \text{ mg/L (Classe II); } 4 \text{ mg/L (Classe III)} \quad (36)$$

4.7.3 Determinação do modelo III de otimização

Nos últimos anos vários pesquisadores (CHEUNG, 2004; ZUFFO, 1998; SOMLYÓDY, 1997; LEE e WEN, 1996) têm criticado o desenvolvimento e aplicação de técnicas de programação matemática que são formuladas utilizando-se um único critério de decisão, uma vez que nos sistemas de recursos hídricos existem objetivos múltiplos e conflitantes.

O modelo de otimização III engloba dois objetivos distintos numa mesma função objetivo, configurando um problema multiobjetivo. A relação de "Custo de tratamento versus equidade" entre os lançamentos de efluentes domésticos foi introduzida numa única função objetivo de forma que fosse buscada a minimização dos custos de implantação de ETE'S e da inequidade entre os lançamentos, conservando-se a

premissa de que fontes com maior carga poluidora devem ser submetidas a níveis mais altos de tratamento.

Para converter o problema multiobjetivo em um problema de objetivo único aplicou-se, neste trabalho, o método de pesos (GASS e SAATY, 1955; ZADEH e DESOER, 1963 apud Albertin, 2008), que consiste em atribuir pesos aos vários objetivos de um problema multiobjetivo de acordo com os fatores de preferência por cada um dos termos de uma única função objetivo. Desta forma, a escolha dos pesos reflete a “importância” de cada um dos termos que constituem a função objetivo. Uma das desvantagens desse método é a subjetividade da adoção dos pesos. Park *et al* (2006) ressaltam a necessidade de estudos adicionais para se especificar e aplicar pesos para termos de uma função objetivo, que geralmente ocorre sem critério. Neste trabalho, numa primeira etapa, definiu-se uma proporcionalidade entre os termos da função e assumiu-se para p_1 e p_2 valores que configurariam mesma importância aos múltiplos objetivos. Em uma segunda etapa determinou-se para p_1 e p_2 valores que alternadamente configurariam a preferência por um dos termos da função.

A equação (37) define a função objetivo para o modelo III de otimização.

$$\text{Minimizar } p_1 * \sum_{i=1}^n E_i + p_2 * \sum_{i=1}^n \left(\frac{CO_{EsgotoBruto(i)}}{E_{(i)}} \right) - \left(\frac{CO_{EsgotoBruto}}{\bar{E}} \right) \quad (37)$$

Sujeito a:

$$DBO_{\text{Curso d'água}} \leq 3 \text{ mg/L (Classe I); } 5 \text{ mg/L (Classe II); } 10 \text{ mg/L (Classe III)} \quad (38)$$

$$OD_{\text{Curso d'água}} \geq 6 \text{ mg/L (Classe I); } 5 \text{ mg/L (Classe II); } 4 \text{ mg/L (Classe III)} \quad (39)$$

Para todos os modelos de otimização considerados neste estudo, foram considerados limites inferiores e superiores para remoção de DBO 0% e 90%, respectivamente.

Ao assumir a preferência pelo termo associado ao somatório das eficiências configurou-se o modelo III-A de otimização. Quando a preferência dos tomadores de decisão foi direcionada ao termo da equidade entre os lançamentos configurou-se o

modelo III-B de otimização. Quando os dois termos da função objetivo assumiram a mesma importância definiu-se o modelo de otimização III-C.

4.8 DETERMINAÇÃO DOS PARÂMETROS E OPERADORES DO ALGORITMO GENÉTICO

Os parâmetros e operadores mais tradicionais dos AG's são o tamanho da população, tipo de seleção, número de gerações, probabilidade de recombinação e probabilidade de mutação. A determinação desses parâmetros é uma das principais dificuldades dos AGs.

As características estocásticas dos AGs estão presentes no processo de busca por regiões inexploradas do espaço que dependem dos operadores genéticos. Não existe expressão analítica ou um modelo teórico que descreva o desempenho dos AG's em termos dos seus parâmetros (CHEUNG, 2004). Isto se deve principalmente à singularidade de cada problema em que o AG é aplicado.

O principal objetivo dos operadores genéticos é gerar novas soluções dentro do espaço de busca, com intuito de explorar novas regiões desse espaço. O operador de recombinação tem a função de criar novas soluções (filhos) através da recombinação de soluções correntes (pais). Para imitar a natureza estocástica da evolução natural, uma probabilidade de recombinação é associada com esse operador. Ao contrário, o operador de mutação desempenha um papel importante no processo de evolução dos AGs, pois é através desse operador que novo material genético é introduzido numa população durante o processo de busca de uma solução ótima. O operador de mutação modifica as soluções correntes através de uma mudança gradual nas variáveis de decisão (genes) do vetor associado (cromossomo), obedecendo a um critério probabilístico (probabilidade de mutação).

Para determinar quais os parâmetros do AG seriam aplicados no problema de otimização selecionou-se, a partir da consulta de literatura, os principais parâmetros e seus respectivos valores mais usualmente utilizados em aplicações de AGs nos problemas de gerenciamento de qualidade da água. Definiu-se, desta forma, uma combinação de operadores a serem testados. A melhor combinação dos parâmetros e operadores passou a ser aplicada nos modelos de otimização.

Os testes para a escolha dos operadores e parâmetros genéticos foram realizados utilizando-se o sistema híbrido estabelecido no cenário B, grupo 1 de otimização considerando-se o rio Santa Maria da Vitória como classe II.

Segundo os trabalhos de Lianhai *et al* (2010), Chen-guang *et al* (2010), Holanda (2007), uma população com tamanho de 20 (vinte) indivíduos foi suficiente para convergir para a solução dos problemas sem grandes demandas referentes ao tempo de processamento. Neste trabalho, além da população composta por 20 indivíduos, foram também avaliadas as respostas do AG para populações de 100, 200, 300 e 500 indivíduos.

A seleção é aplicada para criar uma população intermediária que irá passar pelos processos de cruzamento e mutação, definindo-se assim a próxima geração. A seleção dos indivíduos da população inicial para a população intermediária foi baseada no valor do *fitness* do cromossomo, que assumiu o valor da função objetivo quando da seleção do mesmo. Neste trabalho foram aplicadas seleções dos tipos Roleta e Torneio. Para a seleção por Torneio foram escolhidos aleatoriamente 10 (dez) indivíduos da população inicial para participarem do processo. O indivíduo que apresentou maior *fitness* foi escolhido para completar a população intermediária. A partir da população intermediária os indivíduos selecionados foram cruzados entre si e, na seqüência, foi aplicado o operador de mutação.

Segundo Lacerda e Carvalho (1999), na prática, a taxa de *crossover* varia entre 60% e 90%. Analisando os trabalhos de Boomgard (2001), Louati, (2011), Holanda (2007), Senties (2009), Cho (2004), Carvalho (2009), Chen-guang (2010), Lianhai *et al* (2010), Singh (2011) optou-se por aplicar taxas de 50, 80 e 100% para *crossover*. A taxa de mutação, por sua vez, deve assegurar a diversidade dos indivíduos e, recorrentemente, é aplicada nos problemas de otimização com o AG clássico assumindo um valor fixo e pequeno que varia entre os limites de 0,1% a 5%. No entanto, neste trabalho optou-se pela adoção de mutação adaptativa (*adaptive feasible*). Segundo Kumar (2010), o uso de uma taxa adaptativa de mutação é mais indicado para problemas restritos.

O elitismo foi aplicado para preservar e encaminhar o indivíduo mais adaptado em cada geração para a próxima geração sem ser modificado de alguma forma pelos

operadores genéticos. Para evitar a pressão seletiva causada pelos indivíduos de maior aptidão, 3 (três) indivíduos foram selecionados para a próxima população.

Os modelos de otimização estabelecidos neste trabalho foram aplicados com auxílio do toolbox Algoritmo Genético disponível no software MatLab e implementados em computadores Intel Dual-Core 1,60 GHz e 2,93 GB de memória RAM e Intel Core i5 2,60 GHz e 8 GB de memória RAM.

4.9 VERIFICAÇÃO DO DESEMPENHO DA TÉCNICA DE OTIMIZAÇÃO

Para a determinação do ótimo global do problema de otimização, a partir do qual foi possível a avaliação dos resultados produzidos com a aplicação do Algoritmo Genético, desenvolveu-se um algoritmo de Busca Exaustiva capaz de varrer todas as possibilidades de valores de eficiência de tratamento associadas a cada cenário.

A Busca Exaustiva possibilitou, além da análise da solução ótima fornecida pela meta-heurística AG, a verificação da complexidade do algoritmo proposto.

A complexidade quanto ao tempo de processamento do algoritmo de Busca Exaustiva foi calculada a partir de uma função que representa o número de operações básicas executados pelo algoritmo, $f(n)$, sendo n , o número de lançamentos pontuais de esgoto. Expressada em notação $O(\cdot)$, a classificação da complexidade do algoritmo (complexidade polinomial ou não polinomial) foi necessária para a verificação da real necessidade de emprego de técnica de otimização em alternativa à Busca Exaustiva principalmente no que concerne ao tempo de processamento requerido para a obtenção de resultados ótimos. A Figura 9 apresenta o fluxograma de etapas para aplicação e verificação da técnica de otimização.

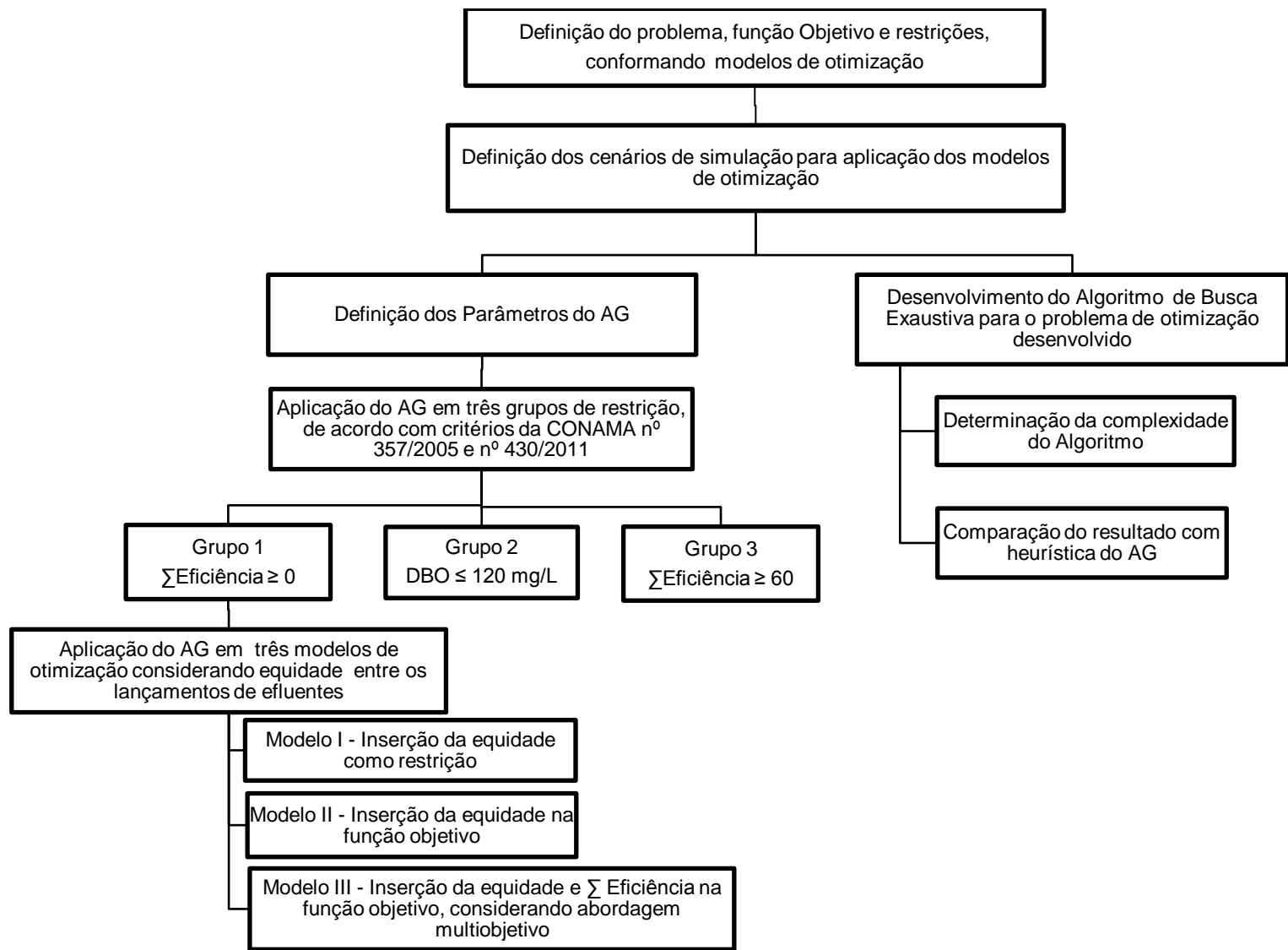


Figura 09: Fluxograma de etapas da aplicação e verificação da técnica de otimização

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 DEFINIÇÃO DOS PARÂMETROS DO ALGORITMO GENÉTICO

A Tabela 05 apresenta os resultados obtidos quando da avaliação de diferentes operadores e parâmetros genéticos. Os testes foram realizados considerando-se como função objetivo a minimização do somatório das eficiências dos sistemas de tratamento para o sistema hídrico referente ao cenário A, de maneira que fossem respeitadas as restrições estabelecidas no grupo 1 de otimização.

Tabela 05: Avaliação de operadores e parâmetros genéticos para o problema de otimização

Operadores e Parâmetros Genéticos			Σ Eficiências
Tamanho da População	Taxa de crossover	Seleção	
20	50	Torneio	284
20	80	Torneio	295
20	100	Torneio	302
100	50	Torneio	277
100	80	Torneio	284
100	100	Torneio	303
200	50	Torneio	277
200	80	Torneio	281
200	100	Torneio	303
300	50	Torneio	275
300	80	Torneio	278
300	100	Torneio	297
500	50	Torneio	277
500	80	Torneio	280
500	100	Torneio	303
20	50	Roleta	294
20	80	Roleta	302
20	100	Roleta	296
100	50	Roleta	283
100	80	Roleta	291
100	100	Roleta	303
200	50	Roleta	277
200	80	Roleta	279
200	100	Roleta	299
300	50	Roleta	277
300	80	Roleta	280
300	100	Roleta	298
500	50	Roleta	276
500	80	Roleta	282
500	100	Roleta	300

Para a reunião dos dados obtidos na Tabela 05 realizou-se um arranjo entre operadores e parâmetros genéticos, produzindo-se 30 (trinta) testes com o AG. A cada combinação de parâmetros e operadores o algoritmo foi executado 3 (três) vezes e o menor valor encontrado para a somatória de eficiências foi registrado.

Pelos resultados apresentados na Tabela 05 observa-se que a oscilação do valor da soma das eficiências fica mais sensível quando são variados os tamanhos da população de indivíduos e a taxa de *crossover*. É pertinente registrar o aumento do tamanho da população de indivíduos produziu, naturalmente, aumento no tempo de execução do AG que, em alguns casos, demonstrou-se relevante.

Avaliando-se as taxas de *crossover* reunidas na Tabela 05, observa-se que os piores resultados foram decorrentes da adoção de taxas de 100%, independentemente do tamanho da população. Os testes realizados com a seleção por torneio trouxeram os melhores resultados. Conforme pode ser observado em destaque na Tabela 05, a solução ótima para o modelo de otimização estabelecido foi obtido quando da combinação de uma população com 300 indivíduos, taxa de *crossover* de 50% e seleção do tipo torneio.

Na seleção por torneio foram selecionados, aleatoriamente, dez indivíduos na população inicial e, dentre estes, o que apresentou maior *fitness* foi selecionado para a população intermediária. Os indivíduos da população intermediária reproduziram-se entre si para gerar uma nova população de filhos com o mesmo tamanho da população inicial. O elitismo foi aplicado reintroduzindo 3 (três) dos melhores pais selecionados na população subsequente.

Os parâmetros e operadores definidos neste trabalho para a aplicação do algoritmo genético estão reunidos na Tabela 06.

Tabela 06: Operadores e parâmetros utilizados na aplicação do Algoritmo Genético

Operador / Parametro	Valor /Tipo
Codificação	Real
Tamanho da população	300 indivíduos
Tipo de seleção	Torneio (grupos de 10 indivíduos)
Tipo de crossover	Aritmético
Taxa de <i>crossover</i>	50%
Tipo de mutação	<i>Adaptative feasible</i>
Critério de parada	100 gerações ou convergência dos resultados
Elitismo	3 indivíduos

5.2 EFICIÊNCIAS DE TRATAMENTOS DE ESGOTOS POR GRUPO DE OTIMIZAÇÃO

Nesta seção são apresentadas as eficiências de tratamento de esgoto estimadas para os sistemas hídricos a partir da aplicação do AG considerando-se os três grupos de otimização. Os subitens subseqüentes foram divididos para apresentar **a)** os resultados referentes ao cenário A de disposição de efluentes considerando-se os padrões de qualidade associados às classes I, II e III dos corpos de água doce e **b)** as eficiências estimadas para o cenário A, B e C considerando-se os padrões de qualidade da água para a classe II. As eficiências estimadas nos demais cenários estabelecidos (B e C), considerando-se classes de enquadramento I e III, são apresentadas nos APÊNDICES A e B.

5.2.1 Conjunto de Eficiências associadas às diferentes classes de enquadramento

A Tabela 07 apresenta as eficiências estimadas pelos grupos de otimização a partir da aplicação do AG, no cenário A, considerando-se classe I de enquadramento para a porção superior do rio Santa Maria da Vitória.

Tabela 07: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário A, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe I

Grupos de restrições	Pontos de disposição de efluentes tratados					Σ Eficiências
	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	
1	75	79	89	90	90	423
2	68	85	90	90	90	423
3	70	85	90	90	90	424

A partir da simples inspeção da Tabela 07 observa-se pequena diferença entre o somatório total das eficiências estimadas entre os grupos de otimização. Estes resultados são decorrentes do elevado nível de qualidade da água requerido para corpos d'água enquadrados como Classe I, que diminuiu a flexibilidade do processo de busca.

A aplicação da técnica de otimização sugere que para a manutenção da qualidade de água seriam necessários consideráveis esforços de remoção de DBO. A menor eficiência estimada foi 68%, no primeiro lançamento (grupo 2 de restrições), alcançando-se a máxima eficiência permitida para os grupos de otimização em pelo menos dois lançamentos dos três grupos de simulações. Neste contexto afigura-se como necessária a adoção de uma ETE de nível secundário nos cinco pontos de disposição de efluentes para atendimento aos padrões de qualidade estabelecidos pela Resolução CONAMA nº 357/2005.

As Figuras 10 e 11 apresentam a simulação da evolução espacial das concentrações de DBO e OD, respectivamente, no trecho superior do rio Santa Maria da Vitória, após adoção das eficiências estimadas com auxílio da aplicação da técnica de otimização. Nestas figuras são estabelecidos perfis considerando-se a disposição de efluentes brutos e de efluentes submetidos a tratamentos com os níveis de remoção de DBO indicados na Tabela 07.

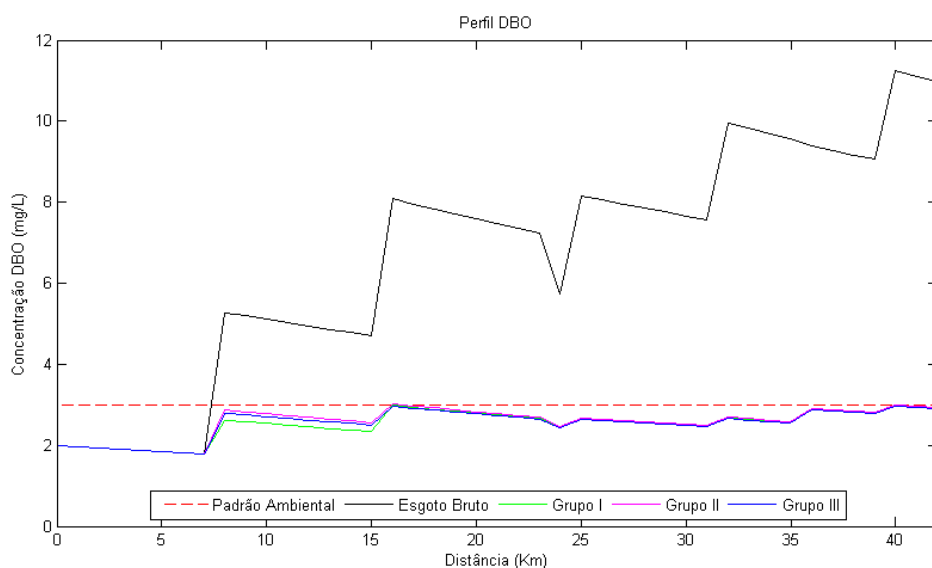


Figura 10: Perfil de DBO associado ao cenário A, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na como Classe I

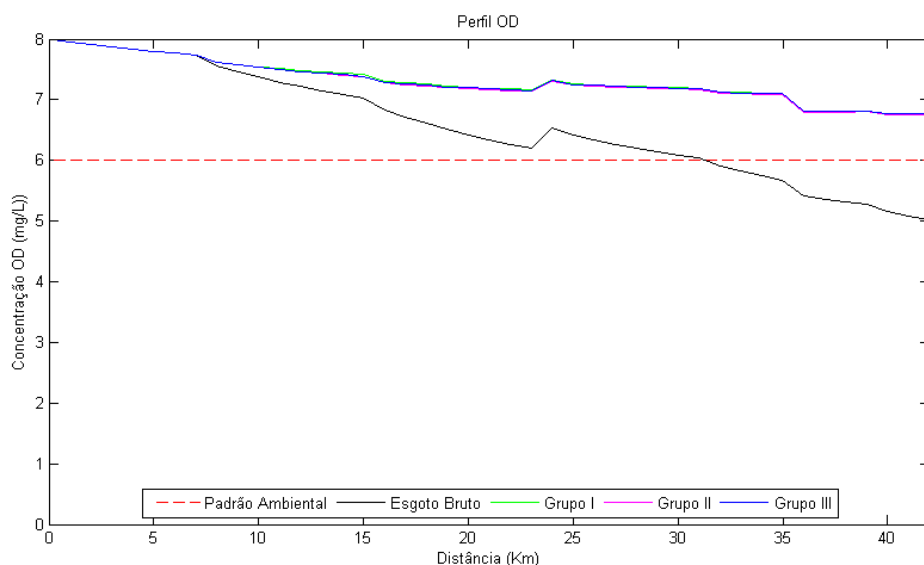


Figura 11: Perfil de OD associado ao cenário A, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na como Classe I

A partir da simples análise das Figuras 10 e 11 observa-se que, tanto para o OD, quanto para DBO, os lançamentos de esgoto bruto não permitiriam o atendimento dos padrões de qualidade impostos pela Resolução CONAMA nº 357/2005. Após a aplicação da técnica de otimização, com incorporação da remoção de DBO nos níveis estimados, os referidos padrões passariam a ser respeitados. Para as concentrações de OD observou-se folga em relação à concentração limite, após a aplicação da técnica de otimização. No entanto, para a DBO, as concentrações se encontrariam do limiar da concentração limite em vários pontos do curso d'água.

Vale ressaltar que os perfis de concentração dos parâmetros praticamente se sobrepuseram nos três grupos de otimização, conseqüência da adoção de eficiências de tratamento muito próximas nos três grupos de otimização.

A Tabela 08 apresenta as eficiências estimadas pelos grupos de otimização a partir da aplicação do AG, no cenário A, considerando-se classe II de enquadramento para a porção superior do rio Santa Maria da Vitória.

Tabela 08: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário A, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II.

Grupos de restrições	Pontos de disposição de efluentes tratados					Σ Eficiências
	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	
1	31	60	77	77	67	312
2	66	66	66	66	66	330
3	60	61	69	68	65	322

Com a natural flexibilização dos padrões para OD e DBO da Classe I para a Classe II, observa-se na Tabela 08 uma redução do somatório das eficiências de tratamento, independentemente do grupo de otimização considerado. O grupo 1, por reunir um conjunto de restrições que permitem que o algoritmo procure a melhor solução por todo espaço de busca estabelecido (eficiências de 0 a 90%), produziu o menor somatório de eficiências. Diferentemente da configuração provável dos sistemas de tratamento, estabelecida a partir das eficiências quando da hipótese de enquadramento do rio SMV como curso d'água Classe I, ao primeiro lançamento de esgoto poderia ser associado tratamento de nível primário. Aos demais lançamentos desse grupo e a todos os lançamentos dos demais grupos, deveriam ser impostos tratamento de nível secundário para a manutenção dos padrões referentes à classe II.

As restrições que configuraram o grupo 3 de otimização produziram o segundo menor somatório de eficiências entre os grupos estabelecidos. Isto foi conseqüência do conjunto de restrições considerado neste grupo, que estabeleceu eficiências mínimas de remoção de DBO de 60% para a disposição de efluentes em corpos d'água.

O grupo 2, por sua vez, conduziu aos maiores valores para a soma das eficiências de tratamento em função da imposição da Resolução CONAMA nº 430/2011 de que

o lançamento de esgotos nos rios só poderia ocorrer após o tratamento e numa concentração de DBO inferior a 120 mg/L.

As Figuras 12 e 13 apresentam, respectivamente, os perfis das concentrações de DBO e OD obtidos após simulação da qualidade de água com as eficiências estimadas com o auxílio do AG.

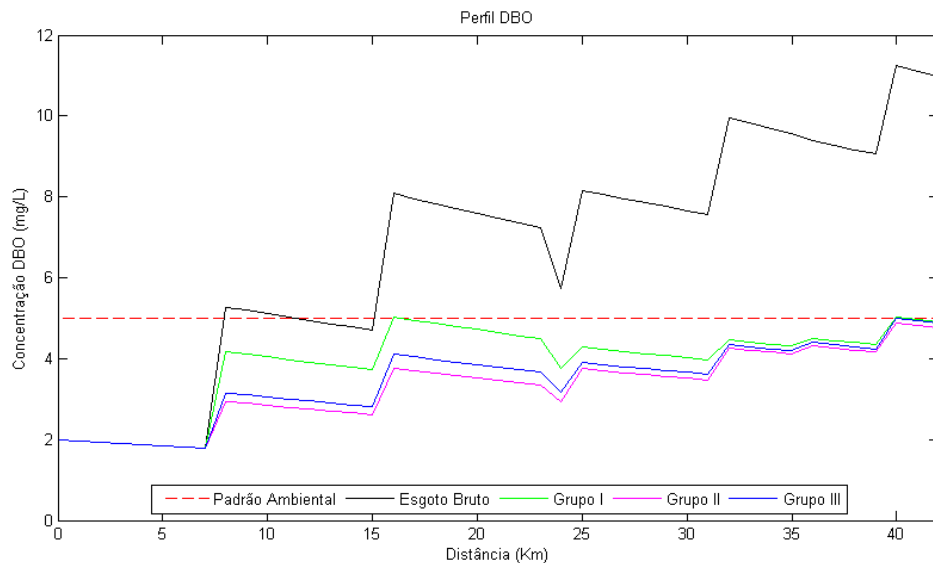


Figura 12: Perfil de DBO associado ao cenário A, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II

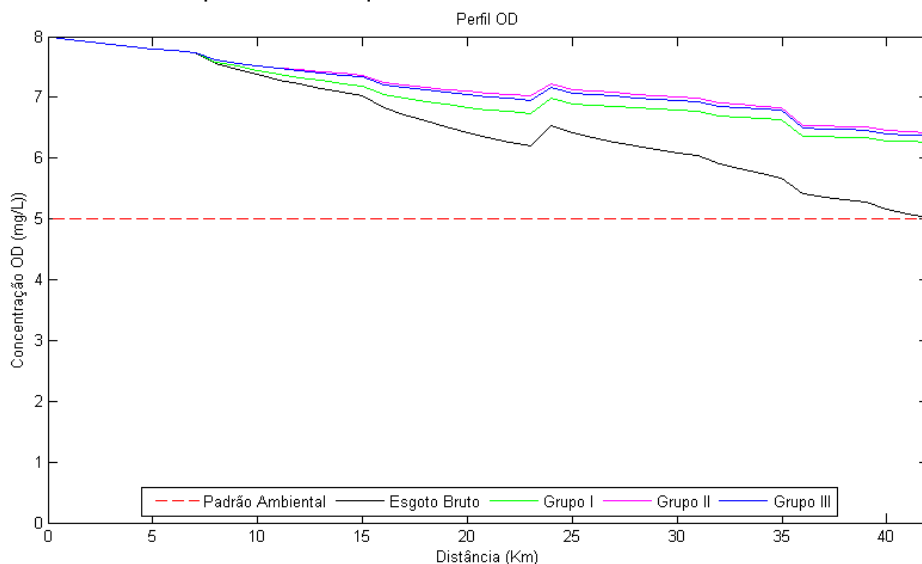


Figura 13: Perfil de OD associado ao cenário A, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II

A flexibilização do padrão ambiental relativo à DBO, de 4mg/L (classe I) para 5 mg/L, não seria suficiente para permitir a adequação das concentrações de DBO à concentração limite atribuída pela CONAMA nº 357/2005 em corpos d'água doce,

considerando o lançamento de esgoto bruto, como pode ser observado na Figura 12. Já a redução da concentração limite de OD para 5mg/L seria suficiente para que o perfil de concentração estivesse de acordo com a legislação vigente em todo o trecho estudado do rio Santa Maria da Vitória, mesmo quando da disposição final de efluentes brutos, conforme ilustrado pela Figura 13.

A Tabela 09 apresenta as eficiências estimadas pelos grupos de otimização a partir da aplicação do AG, no cenário A, considerando classe III de enquadramento para o rio SMV.

Tabela 09: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário A, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III

Grupos de restrições	Pontos de disposição de efluentes tratados					Σ Eficiências
	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	
1	0	0	1	21	32	54
2	66	66	66	66	66	330
3	60	60	60	60	60	300

A partir da análise da Tabela 09 observa-se que, para o grupo 1, seria possível o lançamento de esgoto bruto em dois dos cinco pontos de lançamento de efluentes considerados para o sistema hídrico. Para os outros três lançamentos de efluentes, a adoção de uma ETE com nível primário de remoção de DBO seria suficiente para a manutenção dos perfis de concentração dos parâmetros ambientais. Para o grupo 2 observou-se que, mantendo-se impostas as exigências da resolução CONAMA nº 430/2011, elevou-se as eficiências de tratamento para 66% de remoção de DBO nos cinco lançamentos, eficiências que corresponderiam a manutenção da concentração máxima da DBO no efluente de 120 mg/L. Para o grupo 3 estimou-se 60% de eficiência de tratamento para os cinco lançamentos de esgoto no trecho do rio Santa Maria da Vitória estudado.

As Figuras 14 e 15, apresentam os perfis das concentrações de DBO e OD, respectivamente, obtidos após a simulação de qualidade de água com as eficiências estimadas com o auxílio da técnica de otimização.

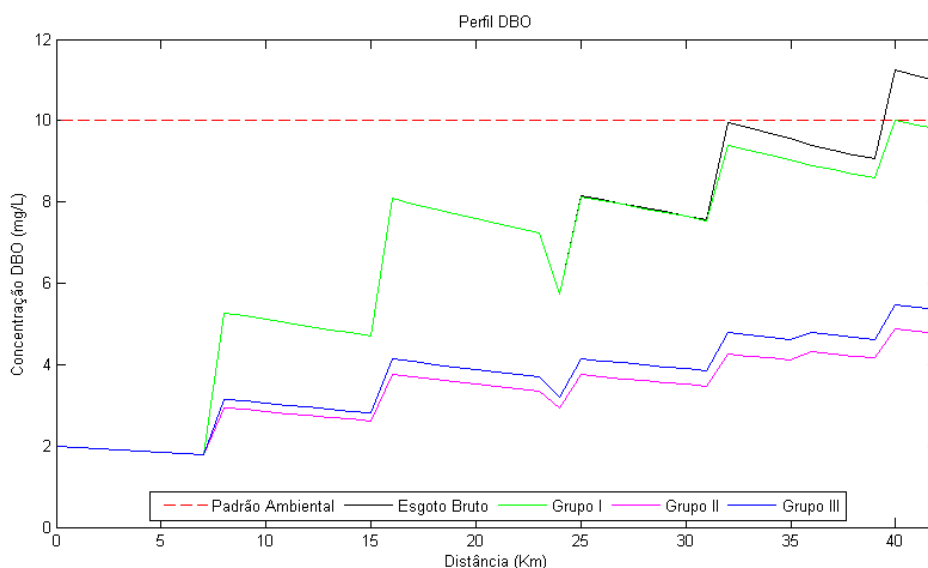


Figura 14: Perfil de DBO associado ao cenário A, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III

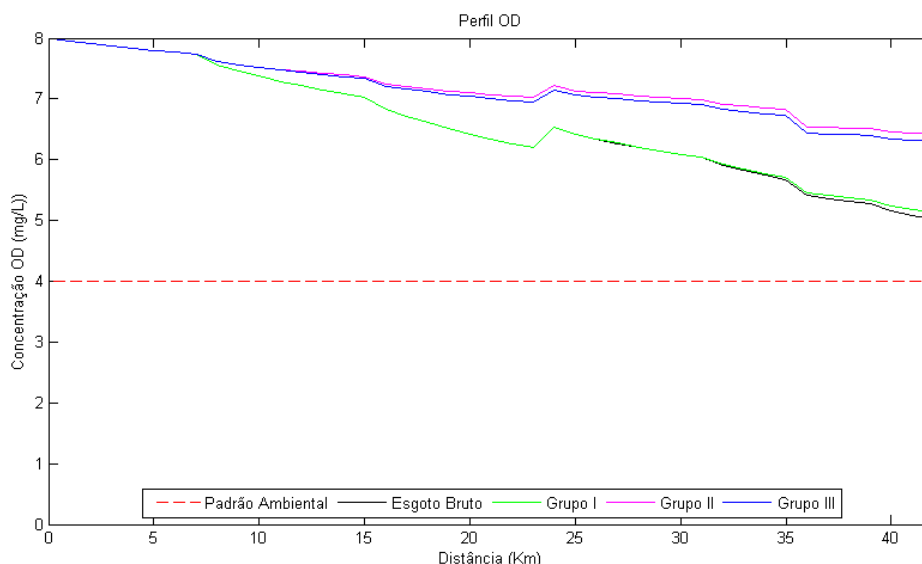


Figura 15: Perfil de OD associado ao cenário A, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III

Embora o eventual enquadramento do rio SMV como classe III permitisse concentrações menos restritivas quanto aos parâmetros OD e DBO, de acordo com o que se observa na Figura 15, o lançamento de esgoto bruto ainda produziria concentrações de DBO em desacordo aos padrões da CONAMA estabelecidos pela Resolução nº 357/2005.

A análise das eficiências estimadas neste cenário, quando da hipótese de enquadramento na classe III, indica que a adoção de eficiências de tratamento de

esgoto da forma imposta pela Resolução CONAMA nº 430/2011 pode constituir postura excessivamente rigorosa, uma vez que é subestimada a capacidade de autodepuração dos rios.

Em se tratando de medidas de gerenciamento e planejamento de recursos hídricos, uma superestimação de eficiências de tratamento de esgoto provoca, diretamente e indiretamente, aumentos dos gastos decorrentes de implantação, manutenção e operação dessas ETE's. Em cenário de recursos financeiros limitados, esta superestimação pode conduzir a falta de verbas para aplicação de outras intervenções, incluindo implantação de ETE's, benéficas para as condições de recursos hídricos em outras bacias hidrográficas. Neste contexto, a avaliação da capacidade de assimilação de despejos urbanos em bacias hidrográficas é medida relevante para a adequada e seleção na implantação de sistemas de tratamento de esgotos.

5.2.2 Conjunto de Eficiências associadas aos diferentes cenários de simulação

As Tabelas 08 (página 80), 10 e 11 apresentam as eficiências estimadas por grupo de otimização, para os diferentes cenários de disposição de efluentes considerados neste estudo, assumindo-se a possibilidade de enquadramento do rio SMV, na classe II.

Tabela 10: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário B, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II

Grupos de restrições	Pontos de disposição de efluentes tratados					Σ Eficiências
	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	
1	90	90	81	14	0	275
2	66	66	66	66	66	330
3	60	60	60	60	60	300

Tabela 11: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário C, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II

Grupos de restrições	Pontos de disposição de efluentes tratados					Σ Eficiências
	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	
1	34	43	48	53	17	195
2	66	66	66	66	66	330
3	60	60	60	60	60	300

O cenário A distribuiria igualmente os 6048 Kg/d de carga orgânica captados nas áreas urbanas da bacia entre os cinco pontos de disposição de efluentes, resultando em 1209,6 Kg/d de carga orgânica por lançamento a receber o devido tratamento. O cenário B, embora também distribuísse 6048 Kg/d de carga orgânica ao longo do sistema hídrico, os lançamentos pontuais possuiriam cargas distintas devido a vazão decrescente entre eles. Do primeiro ao quinto lançamento seriam 1814,4 Kg/d, 1512 Kg/d, 1209,6 Kg/d, 907,2 Kg/d e 604,8 Kg/d de carga orgânica lançada, respectivamente. Essa alocação diferenciada de cargas a serem lançadas no rio produziu redução do somatório de eficiências de tratamento requerido nas ETE's (somatórios de eficiências indicadas nas Tabelas 08 e 10), principalmente quando se assumiu a possibilidade de que a capacidade de autodepuração assimilasse parcela considerável dos efluentes orgânicos produzidos na bacia (grupo 1 de restrições).

Este aspecto sugere que o correto manejo e/ou escalonamento de cargas ao longo de um rio pode influenciar as condições de qualidade dos corpos d'água de uma bacia hidrográfica, contribuindo para que se evite a seleção de um sistema de tratamento que subestime a capacidade de assimilação dos rios e, conseqüentemente, que majore os custos de implantação manutenção e operação destas ETE's.

As figuras 14 e 15 apresentam, respectivamente, os perfis de DBO e OD, associados ao cenário A, considerando-se uma perspectiva de enquadramento do rio SMV na classe II. De modo similar, as figuras 16 e 17 apresentam os perfis para os referidos parâmetros, considerados a mesma classe de enquadramento e as condições de contorno estabelecidas pelo cenário B. As figuras 18 e 19, por sua vez, estabelecem os perfis de DBO e OD considerando o cenário C de disposição de efluentes.

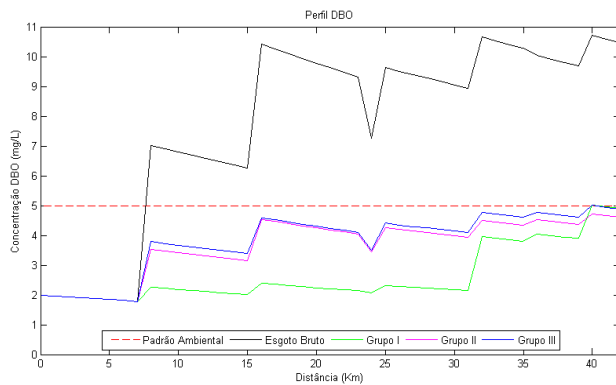


Figura 16: Perfil de DBO associado ao cenário B, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II

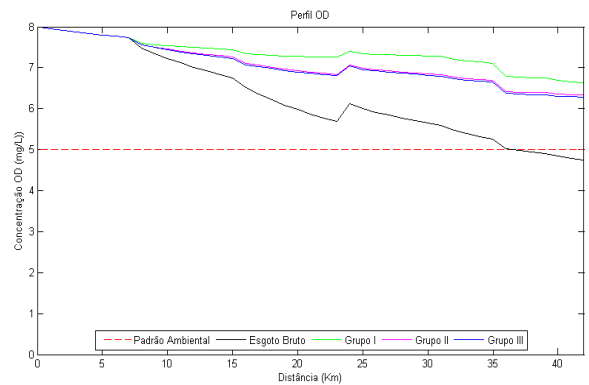


Figura 17: Perfil de OD associado ao cenário B, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II

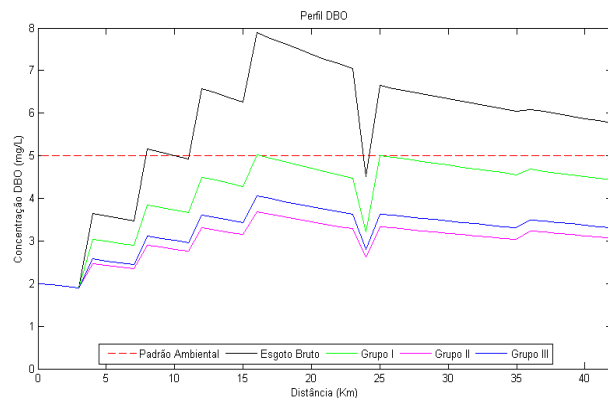


Figura 18: Perfil de DBO associado ao cenário C, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II

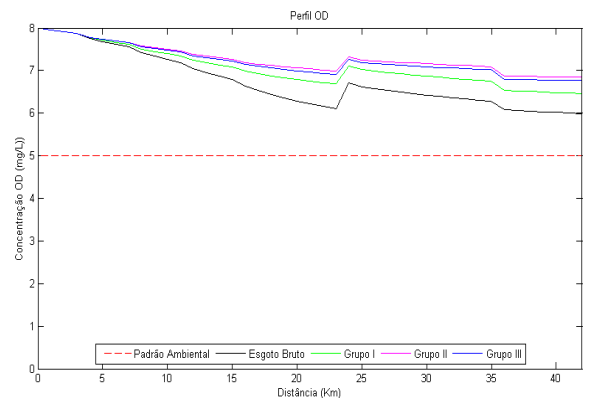


Figura 19: Perfil de OD associado ao cenário C, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe II

A entrada do rio Alto Posmoser (quilômetro 24) ampliou a capacidade de assimilação de despejos orgânicos em função da maior diluição e depuração proporcionada aos afluentes. Este aspecto ganha maior relevância no cenário C, quando a vazão do rio Alto Posmoser foi substancialmente aumentada.

A Tabela 12 apresenta as concentrações máximas e mínimas de OD e DBO obtidas nos cenários estabelecidos quando da disposição de efluentes brutos.

Tabela 12: Concentrações máximas e mínimas estimadas para os parâmetros OD e DBO nos diversos cenários simulados quando da disposição de efluentes brutos

Concentrações dos parâmetros	Cenário A		Cenário B		Cenário C	
	OD (mg/L)	DBO (mg/L)	OD (mg/L)	DBO (mg/L)	OD (mg/L)	DBO (mg/L)
Máximo	8,00	11,20	8,00	10,70	8,00	7,90
Mínimo	5,10	1,90	4,75	1,90	6,00	1,90

A partir da simples inspeção da Tabela 12, observa-se que as concentrações de DBO, em todos os cenários estudados, infringiriam os padrões estabelecidos pela Resolução CONAMA nº 357/2005. As concentrações de OD, por sua vez, somente não atenderiam aos padrões de qualidade ambiental quando consideradas as condições de contorno estabelecidas no cenário B.

Com a incorporação das eficiências estimadas com o auxílio do Algoritmo Genético, os trechos do rio que estavam em desacordo com os padrões de qualidade de água se adequariam, independentemente do cenário de disposição de efluentes ou grupo de restrições consideradas.

5.3 RELAÇÃO DE EQUIDADE ENTRE OS LANÇAMENTOS

Neste tópico são apresentados os conjuntos de eficiências de tratamento de esgoto estimadas a partir da incorporação de uma medida de equidade nas funções objetivo ou nos grupos de restrições dos modelos de otimização previamente apresentados. Os modelos de otimização foram empregados exclusivamente para o cenário B de disposição de efluentes, considerando-se as possibilidades de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória nas classes I, II e III e admitindo-se que a capacidade de autodepuração poderia suprimir a necessidade de implantação de ETE's (grupo 1 de restrições).

Para os modelos III-A, III-B e III-C de otimização, a atribuição de pesos para os termos da função objetivo era requerido. No modelo de otimização III-A assumiu-se a preferência pelo termo associado ao somatório das eficiências ($p_1 = 10^5$ e $p_2 = 1$). Para o modelo III-B de otimização, quando a preferência dos tomadores de decisão foi direcionada ao termo a equidade entre os lançamentos ocorreu inversão dos pesos propostos para o modelo III-A ($p_1 = 1$ e $p_2 = 10^5$). No modelo III-C de otimização foram adotados pesos que garantiam a mesma importância para os dois termos da função objetivo.

5.3.1 Perspectiva de enquadramento na Classe I

As eficiências e a relação de equidade entre os lançamentos estimados com a aplicação combinada do modelo de qualidade de água e dos AG's, considerando-se a hipótese de enquadramento do rio SMV na classe I, estão reunidos na Tabela 13.

Nesta tabela estão reunidos os resultados referentes aos modelos de otimização descritos na seção 4.7, considerando-se o grupo 1 de restrições associado ao cenário B.

Tabela 13: Eficiências estimadas para o cenário B, considerando relação de equidade entre os lançamentos e a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória como classe I

Modelos de otimização	P_1	Equidade	P_2	Equidade	P_3	Equidade	P_4	Equidade	P_5	Equidade	$\sum E_i$
Modelo I	90	20,16	90	16,80	90	13,44	90	10,08	50	12,16	410
Modelo II	90	20,16	90	16,80	90	13,44	90	10,08	50	12,10	410
Modelo III-A	90	20,16	90	16,80	90	13,44	88	10,36	53	11,42	411
Modelo III-B	90	20,16	90	16,80	90	13,44	90	10,08	50	12,16	410
Modelo III-C	90	20,16	90	16,80	90	13,44	90	10,80	50	12,10	410

A partir dos resultados apresentados na Tabela 13 observa-se que o somatório das eficiências foi praticamente o mesmo, independentemente do modelo de otimização proposto.

Relações de equidade entre os lançamentos não puderam ser estabelecidas. Este fato se deve aos elevados níveis de qualidade de água exigidos para a manutenção dos padrões ambientais para a classe I, sendo recorrente, em diferentes pontos de disposição de efluentes, os modelos de otimização estabelecerem a eficiência máxima permitida (90%).

Além das altas eficiências requeridas para a manutenção da qualidade da água na classe I de enquadramento, a imposição da relação de equidade entre os lançamentos como restrição do problema provocou a dificuldade de convergência no modelo I de otimização, pois no espaço de busca não há solução que satisfaça mutuamente às restrições de ordem ambiental e à relação de equidade entre os lançamentos. Para os demais modelos de otimização a convergência ocorreu entre a oitava e a décima geração. Os resultados associados ao modelo I de otimização foram obtidos no limite máximo de gerações (100 gerações).

5.3.2 Perspectiva de enquadramento na classe II

A Tabela 14 apresenta as eficiências e relações de equidade entre os lançamentos estimados a partir da possibilidade de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na classe II.

Tabela 14: Eficiências estimadas para o cenário B, considerando relação de equidade entre os lançamentos e a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória como classe II

Modelos de otimização	P_1	Equidade	P_2	Equidade	P_3	Equidade	P_4	Equidade	P_5	Equidade	$\sum E_i$
Modelo I	90	20,16	75	20,16	60	20,16	45	20,16	30	20,16	300
Modelo II	90	20,16	75	20,16	60	20,16	45	20,16	30	20,16	300
Modelo III-A	89	20,49	86	17,55	67	18,22	37	24,53	0	--	279
Modelo III-B	90	20,17	75	20,17	60	20,17	45	20,17	30	20,17	300
Modelo III-C	90	20,17	83	18,22	61	19,83	40	22,68	12	50,40	286

Os resultados apresentados na Tabela 14 indicam que a relação de equidade entre os lançamentos pôde ser atendida em três dos quatro modelos de otimização propostos. Os modelos I, II e III-B obtiveram idênticas eficiências de tratamento para os diferentes despejos e, portanto, mesmo valor para a equidade, o que conduziu à perspectiva de que os lançamentos de maior carga orgânica exigiriam maiores esforços e para a remoção de DBO. Conseqüentemente, maiores cargas orgânicas afluentes exigiriam maiores investimentos quando das eventuais implantações de ETE's.

No modelo III-B de otimização, ao se penalizar o termo de minimização do somatório das eficiências atribuindo-se pesos altos ao termo da função objetivo associado à equidade entre os lançamentos, observou-se que a relação de equidade foi preservada. No entanto, quando se destacava o termo referente à minimização do somatório das eficiências em detrimento da equidade entre os lançamentos de efluentes (modelo III-A), o algoritmo fornecia uma solução com o menor conjunto de eficiências de tratamento estimado dentre os três modelos de otimização propostos e a equidade não era atendida. Esse menor conjunto de eficiências estimado, por sua vez, apresenta-se bem próximo do valor estimado para o grupo 1 de otimização, que exploraria ao máximo a capacidade de autodepuração dos rios, conforme apresentado na Tabela 10.

Os resultados obtidos pelo modelo III-C de otimização demonstraram que os pesos adotados (pesos que não conferiam preferência por um termo específico da função objetivo), não provocaram o atendimento da medida de equidade nem uma redução significativa do somatório das eficiências.

5.3.3 Perspectiva de enquadramento na Classe III

A Tabela 15 apresenta as eficiências e relações de equidade entre os lançamentos estimados a partir da possibilidade de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na classe III.

Tabela 15: Eficiências estimadas para o cenário B, após aplicação de técnica de otimização, considerando relação de equidade entre os lançamentos no rio Santa Maria da Vitória classificado como classe III

Modelos de otimização	P_1	Equidade	P_2	Equidade	P_3	Equidade	P_4	Equidade	P_5	Equidade	$\sum E_i$
Modelo I	11	163,55	9	163,55	7	163,55	6	163,55	4	163,55	37
Modelo II	50	36,29	41	36,88	33	36,65	24	37,80	16	37,80	164
Modelo III-A	14	132,73	10	144,41	7	174,55	3	299,41	0	7560,00	34
Modelo III-B	12	148,26	10	148,26	8	148,27	6	148,26	4	148,27	41
Modelo III-C	15	120,96	13	116,31	10	120,96	8	113,40	6	100,80	52

Os resultados apresentados na Tabela 15 indicam que os modelos I e III-B de otimização permitiriam a manutenção da relação de equidade entre os lançamentos, além de apresentarem eficiências muito próximas daquelas estimadas para o grupo 1 de restrições, no qual a capacidade de autodepuração dos corpos d'água seria plenamente explorada (resultados reunidos no APÊNDICE F, Tabela 20). O modelo II, por sua vez, embora tenha apresentado medidas de equidade bem próximas entre os lançamentos, superestimou o somatório de eficiências.

O modelo III de otimização novamente apresentou resultados satisfatórios. As eficiências estimadas pelo modelo III-C não favoreceu nenhum dos termos da função objetivo, enquanto que, o modelo III-A favoreceu a manutenção do menor somatório das eficiências de tratamento e o modelo III-B favoreceu a manutenção da medida de equidade entre os lançamentos de efluentes.

As figuras 20 e 21 apresentam os gráficos relativos à evolução do *fitness* (valor de aptidão) de cada indivíduo logo nas primeiras iterações (gerações) (Figuras 20(a) 21(a)) e após a finalização o processo de otimização. A partir das figuras 20 (b) e 21 (b) observa-se a convergência do valor de aptidão entre esses indivíduos produzindo no fim do processo de busca do AG por uma melhor solução.

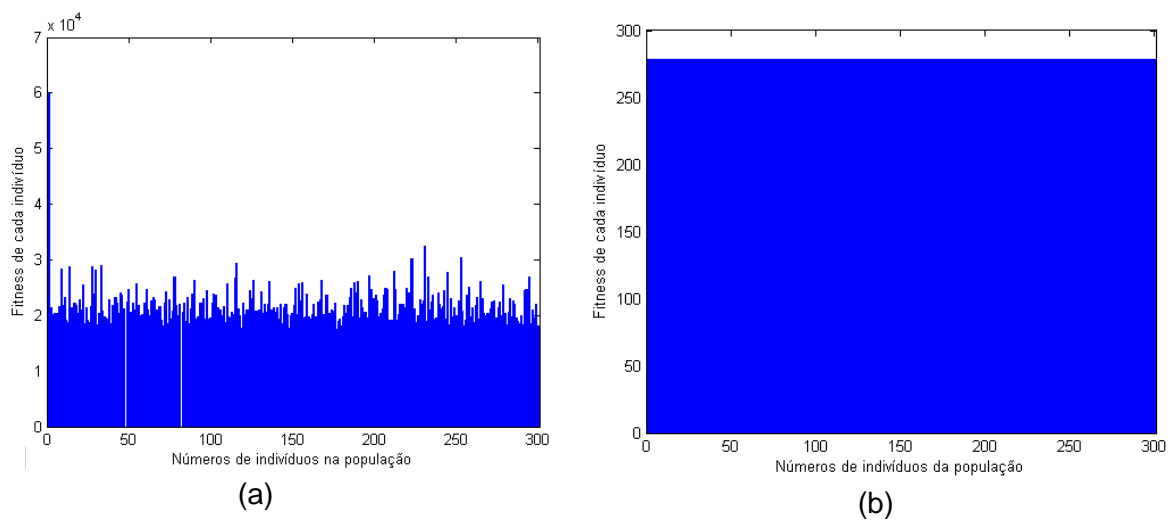


Figura 20: Evolução do *fitness* (valor de aptidão) de cada indivíduo da população

A Figura 20 descreve a evolução do *fitness* obtido por cada indivíduo da população (Figura 20(a)) no início do processo de otimização (nas primeiras gerações) e no final do processo de otimização, quando o algoritmo encerrou o processo de busca (Figura 20(b)).

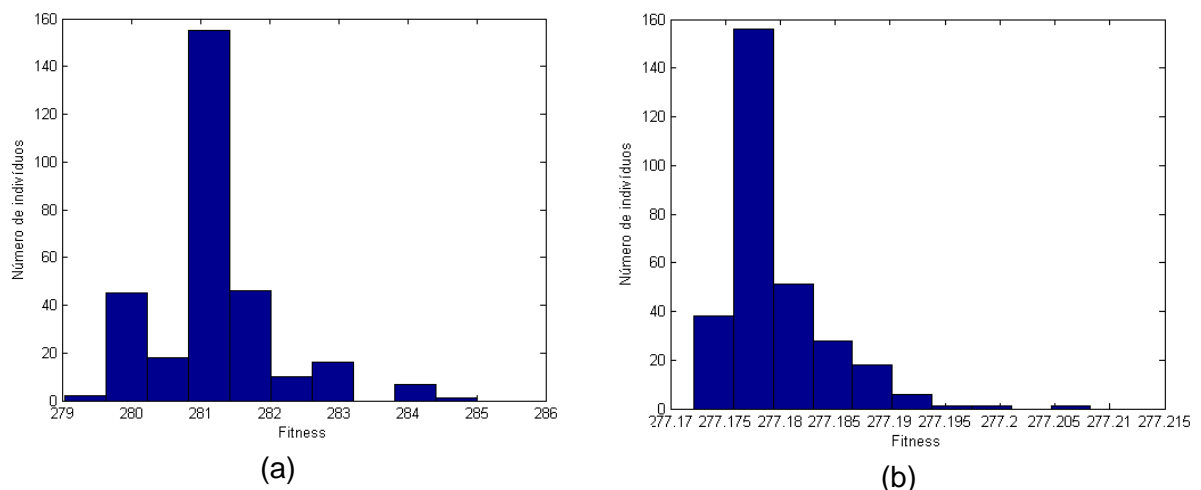


Figura 21: Histograma do *fitness* (valor de aptidão) obtido pelos indivíduos da população

A figura 21, permite-se analisar o histograma valor de aptidão dos indivíduos durante a evolução no processo de otimização nas primeiras gerações (figura 21(a)) e no fim do processo de otimização (figura 21(b)). Observa-se que o valor do *score* dos indivíduos na população quando o algoritmo está encerrado (figura 21(b)) está entre 277,17 e 277,215, indicando o término da busca do AG devido a convergência dos resultados com uma diferença mínima de *fitness* entre os indivíduos.

A figura 22 apresenta a evolução do *fitness* máximo (aptidão do maior indivíduo de uma população de soluções) e médio (média das aptidões de uma população de soluções) ao longo das gerações.

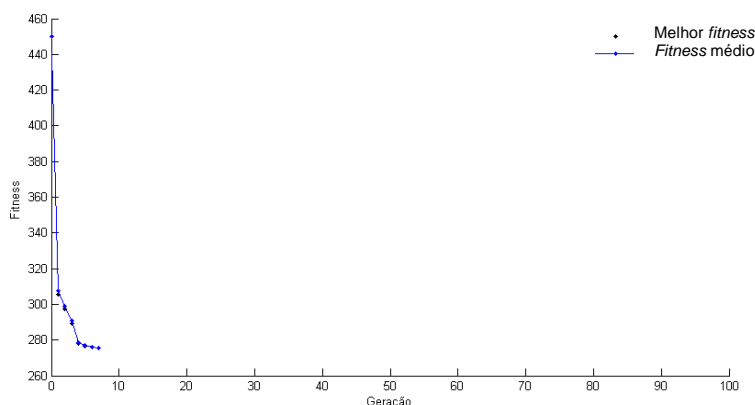


Figura 22: Evolução do *fitness* máximo e médio da população de indivíduos ao longo das gerações

A partir das iterações do Algoritmo Genético apresentadas na figura 22, observa-se que a rápida convergência dos resultados, com a obtenção de uma solução ocorreu na sétima geração.

5.4 DESEMPENHO DA TÉCNICA DE OTIMIZAÇÃO

A Tabela 16 apresenta a solução ótima obtida pelo Algoritmo de busca Exaustiva, contrapondo-se à solução obtida pelo Algoritmo Genético.

Tabela 16: Comparação entre resultados do Algoritmo Exaustivo e Algoritmo Genético

Modelo de Otimização aplicado	Técnica de solução	Pontos de disposição de efluentes tratados					Σ Eficiências	Tempo de processamento (s)
		P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅		
Cenário A, Grupo 1 e Classe II	Algoritmo Genético	31	60	77	77	67	312	54
	Busca Exaustiva ¹	8	82	48	82	87	307	6,26 x 10 ⁵
Cenário B, Grupo 1 e Classe II	Algoritmo Genético	90	90	81	14	0	275	69
	Busca Exaustiva ¹	90	89	90	3	0	272	6,42 x 10 ⁵
Cenário C, Grupo 1 e Classe II	Algoritmo Genético	34	43	48	53	17	195	67
	Busca Exaustiva ²	0	10	80	81	18	189	1,28 x 10 ⁶
Cenário B, Grupo 1 e Classe III	Algoritmo Genético	32	1	0	0	0	33	53
	Busca Exaustiva ²	30	2	0	0	0	32	1,29 x 10 ⁶

¹ Intel Core i5 2,60 GHz e 8 GB de memória RAM.

² Intel Dual-Core 1,60 GHz e 2,93 GB de memória RAM

Embora as soluções tenham sido bem próximas, quanto ao somatório de eficiências, o mesmo comportamento quanto ao tempo de processamento não foi verificado, com o algoritmo de Busca Exaustiva demandando tempos substancialmente maiores que aqueles exigidos pelo AG.

Do ponto de vista da seleção de sistemas de tratamento de esgotos, as diferenças percentuais entre os resultados pode ser desprezada, uma vez que diferenças percentuais de 2% não seriam suficientes para produzir decisões muito diferenciadas quanto aos níveis de tratamento e aos possíveis de sistemas de tratamento de esgoto a serem implementados.

A complexidade dos algoritmos produziu significativas diferenças quanto ao tempo de processamento. A partir da análise dos algoritmos utilizados neste estudo, a Tabela 17 apresenta a complexidade do algoritmo expressa em notação $O(.)$ definida para $f(n)$, na qual $f(n)$ expressa o número de operações básicas do algoritmo e n o número de lançamentos pontuais de esgoto bruto. Estes resultados estão associados às simulações do grupo 1 de restrições, cenário B e à perspectiva de enquadramento do rio SMV na classe II de qualidade.

Tabela 17: Complexidade dos algoritmos

Algoritmo	$f(n)$	Complexidade
Algoritmo Genético	Nº de indivíduos *nº gerações* 589+16n	$O(n)$
Busca Exaustiva	$(589+16n) * 90^n$	$O(90^n)$

Neste trabalho foram adotados para aplicação da técnica de otimização o lançamento pontual de esgotos brutos em cinco pontos. Portanto, o valor adotado para n é 5.

A partir da análise da Tabela 17, pode-se observar que para o algoritmo elaborado para Busca Exaustiva, quando da necessidade da ampliação do número de lançamentos pontuais de esgoto (n), o tempo de processamento aumentaria exponencialmente, podendo tornar-se inviável a análise para valores muito altos de (n). A complexidade polinomial para o Algoritmo Genético justifica o uso da técnica que, além de resultados consistentes, apresenta um tempo de processamento muito mais viável.

5.5 COMPARAÇÃO ENTRE TÉCNICAS OTIMIZADORAS

Os trabalhos de Salim (2004) e Louzada *et al* (2013) estimaram, para o mesmo sistema hídrico, diferentes combinações de eficiências de tratamento que permitiram atender à Resolução CONAMA nº 357/2005 com relação aos parâmetros de OD e DBO. Ambos os trabalhos objetivaram disponibilizar uma ferramenta que auxiliasse o gerenciamento da qualidade das águas em rios. Adicionalmente, tinham como foco o planejamento de ações voltadas ao controle da poluição pontual e, após as simulações de qualidade da água no rio Santa Maria da Vitória, determinaram eficiências de ETE's. Salim (2004) o fez de maneira aleatória, através de um processo heurístico, enquanto Louzada *et al* (2013) utilizaram a Programação Não Linear como técnica de otimização.

A Tabela 18 apresenta as eficiências estimadas pelos trabalhos de Salim (2004) e Louzada *et al* (2013) em confronto com as eficiências estimadas neste trabalho para o mesmo sistema hídrico e cenários de disposição de efluentes.

Tabela 18: Confronto entre os resultados obtidos neste trabalho com o de Salim (2004) e Louzada *et al* (2013) para o mesmo sistema hídrico.

Cenário A	P₁	P₂	P₃	P₄	P₅	∑ Eficiências
SALIM (2004)	90	90	80	70	0	330
LOUZADA <i>et al</i> (2013)	10	81	48	82	88	310
Resultados obtidos neste trabalho	31	60	77	77	67	312
Cenário B	P₁	P₂	P₃	P₄	P₅	∑ Eficiências
SALIM (2004)	90	90	80	70	0	330
LOUZADA <i>et al</i> (2013)	90	90	90	5	0	275
Resultados obtidos neste trabalho	90	90	81	14	0	275
Cenário C	P₁	P₂	P₃	P₄	P₅	∑ Eficiências
SALIM (2004)	90	90	80	70	0	330
LOUZADA <i>et al</i> (2013)	0	14	81	81	17	195
Resultados obtidos neste trabalho	34	43	48	53	17	195

O trabalho realizado por Salim (2004), cujos objetivos não estavam associados ao emprego de técnicas de otimização, definiu solução através de um processo heurístico, ou seja, apontou, dentre um conjunto de possibilidades, eficiências de tratamento de esgoto após algumas tentativas de determinação de uma melhor

solução. No entanto, à medida que cresce a complexidade dos sistemas hídricos, esta técnica torna a busca por uma solução ótima laboriosa e, eventualmente, pode produzir soluções afastadas do ótimo global.

Os resultados do trabalho de Louzada et al (2013) utilizando a Programação não Linear e os resultados obtidos neste trabalho utilizando o AG apresentaram-se substancialmente próximos. A PNL, com seu método de busca iterativo pode ter sua aplicação comprometida quando da análise de sistemas muito complexos, como em bacias com múltiplos lançamentos e captações, com disposição de cargas difusas e com diferentes condições de assimilação dos efluentes ao longo do sistema hídrico.

6 CONCLUSÕES

O trabalho proposto partiu da premissa da aplicação conjunta de técnica de otimização e modelo de qualidade de água na solução de problema recorrente ao planejamento e gerenciamento de recursos hídricos, configurando vários modelos de otimização a alguns cenários previamente estipulados. As conclusões obtidas a partir das simulações podem ser assim sumarizadas:

- O modelo matemático de qualidade de água empregado neste trabalho e implementado no ambiente computacional MatLab apresentou-se consistente, permitindo a reprodução de resultados obtidos com o auxílio do modelo QUAL-UFMG. Adicionalmente, ofereceu versatilidade ao se conectar automaticamente com o Toolbox de otimização do MatLab, proporcionando agilidade nos testes do Algoritmo Genético.
- A partir da aplicação dos diferentes modelos de otimização propostos neste trabalho foi possível estimar eficiências mínimas para sistemas de tratamento de esgotos associados à porção superior do rio Santa Maria da Vitória, considerando diferentes cenários de disposição final de efluentes. Os sistemas propostos, se eventualmente implantados, permitiriam a manutenção dos padrões de qualidade referentes à demanda bioquímica de oxigênio e ao oxigênio dissolvido ao longo de toda a extensão do curso d'água objeto de estudo, para as condições de carga e capacidades de autodepuração consideradas.
- Dentre os modelos de otimização desenvolvidos no presente estudo, o que produziu o menor conjunto de eficiências para a bacia hidrográfica foi aquele em que a função objetivo buscava a minimização do somatório das eficiências, impondo os padrões de qualidade ambiental como restrições do problema;
- A partir da inserção da medida de equidade nos modelos de otimização, foi possível distribuir esforços de remoção da carga orgânica de maneira

proporcional às cargas orgânicas de cada lançamento ao longo do curso d'água.

- A proposição de um modelo de otimização multiobjetivo produziu resultados que poderiam expressar o eventual interesse do tomador de decisões pela minimização do somatório das eficiências ou pela manutenção da equidade entre os lançamentos.
- A utilização da técnica de Busca Exaustiva permitiu a obtenção da solução ótima global do problema estudado. Os resultados obtidos com auxílio do Algoritmo Genético foram muito próximos daqueles obtidos com auxílio da Técnica de Busca Exaustiva, tendo sido obtidos em tempo de processamento computacional substancialmente menor.

7 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Quanto à utilização do Algoritmo Genético consideram-se pertinentes as seguintes sugestões:

- Teste de operadores e parâmetros genéticos não tradicionais;
- Verificação a sensibilidade da variação destes parâmetros e operadores não convencionais;
- Hibridização do AG com outros métodos de solução de problemas de otimização;

Quanto ao uso de técnicas de otimização para solucionar problemas em recursos hídricos, recomenda-se:

- Aplicação, além do AG, de outro algoritmo heurístico para a resolução dos problemas de seleção de sistemas de tratamento de esgotos no âmbito de bacias hidrográficas;
- Aprofundamento de análise multiobjetivo nos problemas de seleção de sistemas de tratamento de esgotos no âmbito de bacias hidrográficas, considerando a combinação de novas funções objetivo, novas variáveis de decisão e novos conjuntos de restrições.

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

ALAYA, A. B.; SOUISSI, A.; TARHOUNI, J.; NCIB, K. Optimization of Nebhana Reservoir by Stochastic Dynamic Programming. **Water Resources Management**, v. 17, n. 4, p. 259-272, 2003.

ALBERTIN, L. L. **Técnica de gerenciamento da qualidade hídrica superficial baseada na otimização multiobjetivo**. 2008. 191 f. Tese (Doutorado em Hidráulica e Saneamento) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2008.

ALBERTIN, L. L.; MAUAD, F.F; DANIEL, L. A. Uso de Simulação Computacional para Planejamento de um Sistema Hídrico: Estudo de Caso Qualitativo e Quantitativo. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**. Vol 11, n.4, pag: 209-219, Out/Dez, 2006.

ANDRADE, I. N; MAURI, R. G; MENDONÇA, A. S. F. A General Multiobjective model and a Simulated Annealing Algorithm for Waste-Load Allocation. **Journal of Water Resources Planning and Management**. P 339-344, 2013.

ARAS, E; TOGAN, V. BERKUN, M. River water quality management model using genetic algorithm. **Environmental Fluidic Mechanical**. Vol 7.p 439-450, 2007.

ARNOLD, C.L., Jr.. **Microcomputer-Assisted Planning Model for Selection of Appropriate Technology in Water and Waste Treatment**. Ph.D. Dissertation, Norman, Oklahoma, USA: The University of Oklahoma, 1982

BOOMGGARD, M.E; LANGEVELD, J.G. CLEMENS, F.H.L.R. Wastewater system optimization using Genetic Algorithms. In D Phelps & G Sehlke (Eds.). **Proceedings of the world water and environmental resources congress** (pp. 1-9). Orlando USA: ASCE. 2001.

BRAGA, B. P. F.; YEH, W. W-G.; BECKER, L.; BARROS, M. T. L. Stochastic Optimization of Multiple-Reservoir-System Operation. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 117, n. 4, p. 471-481, July/August, 1991.

BRASIL. Lei Federal nº 9.433, de 8 de janeiro de 1997. **Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil**, Brasília, 8 jan. 1997.

BRASIL. Resolução CONAMA nº 357, de 17 de março de 2005. **Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil**, Brasília, 17 mar. 2005.

BRASIL. Resolução CONAMA nº 430, de 13 de maio de 2011. **Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil**, Brasília, 13 de maio de 2011.

BROWN, L. C.; BARNWELL Jr., T. O. **Computer program documentation for the enhanced stream water quality model QUAL2E and QUAL2E-UNCAS**. Report EPA/600/3-87/007, US Environmental Protection Agency, Athens, Georgia, USA, 1987.

BURN, D. H.; YULIANTI, J. S. Waste-load allocation using genetic algorithms. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 127, n. 2, p. 121-129, 2001.

CAIADO, M. A. C., MENDONÇA, A. S. F., LUPPI, S. M., TEIXEIRA, E. C. Desenvolvimento Regional e Qualidade das Águas da Bacia do Rio Santa Maria da Vitória .In: Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, XIII. **Anais XIII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**: Belo Horizonte, 1999.

CAMARA, A.S. **Societally Optimal Design of Wastewater Treatment Plants**. Dissertation of Doctor of Philosophy, Blacksburg, Virginia, USA: Virginia Polytechnic Institute and State University, 1982.

CARNEIRO, G. A; BARBOSA, R. F. M; SOUZA, M. A. A. Uma metodologia para seleção de processos de tratamento de águas residuárias municipais e sua aplicação a um estudo de caso no Distrito Federal - Brasil. **Revista Engenharia Ambiental e Sanitária**. Vol.5, p. 68-75. 2000

CARRERA-FERNANDES, J; GARRIDO, R. J. **Economia dos Recursos Hídricos**. Salvador-Bahia. Edubfa. 2002

CARVALHO, R.C; KAVISKI, E. Modelo de Auxílio à Tomada de Decisões em Processos de Despoluição de Bacias Hidrográficas. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**. Vol. 14, nº 4, p. 17-27. 2009.

CASTRO, L. N. **Fundamentals of Natural Computing**: Basic Concepts, Algorithms, And Applications. Vol. 11. CRC Press, 2006.

CHAPRA, S. C.; PELLETIER, G.; TAO, H. **QUAL2K: A Modeling Framework for Simulating River and Stream Water Quality, Version 2.04**: Documentation and Users Manual. Civil and Environmental Engineering Dept., Tufts University, Medford, MA, 2005. 97 p.

CHEN-GUANG, X; MAI-HUAN, Z; YUE-PENG, L; NAN-XIANG. C. The water resource Optimal Allocation Based on Multi-Objective Genetic Algorithms. **International Conference on Computational and Information Sciences**. Chengdu, China. 2010.

CHEUNG, P. B. **Análise de Reabilitação de Redes de Distribuição de Água para Abastecimento via Algoritmos Genéticos Multiobjetivo**. 2004. 268 f. Tese (Doutorado em Hidráulica e Saneamento) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2004.

CHO, J. H., SUNG, K. S., HA, S. R. “A river water quality management model for optimising regional wastewater treatment using a genetic algorithm.” **Journal Environment Management**,73 (3), 229–242, july-2004.

CIRILO, J. A. Programação Não Linear Aplicada à Recursos Hídricos. In: PORTO, R. L. L. (Org.). **Técnicas Quantitativas para o Gerenciamento de Recursos Hídricos**. Rio Grande do Sul: Ed: UFRGS, 2002.

COLNAGO K. S. **Utilização de algoritmo Genético para calibração de Modelo de Emissão de Sulfeto d Hidrogênio em Estação de Tratamento de Esgoto com reator UASB e Biofiltros Aerados Submersos.** 2007 Dissertação de mestrado – Programa de pós-graduação em Engenharia Ambiental do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, ES, Brasil. 2007

CUNHA, M. C; PINHEIRO, L.; AFONSO, P.;ANTUNES, A.; ZEFERINO.; Optimization model for integrated regional wastewater systems planning. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 135, n.1, p. 23-33, 2009.

DEB, K. **Introduction.** Handbook of evolutionary computation release 97/1, IOP Publishing Ltd and Oxford University, c. 2.1, 1997.

DORIGO, M., MANIEZZO, V.; COLORNI, A. The ant system: optimization by a colony of cooperating ants. **IEEE Trans. Syst. Man Cybern.**, 26, 29–42.1996

EIGER, S. 2-D Advective-Difusive Transport of Dissolved Oxygen in Channels. In: **Jornal of Environmental Engineering**. V. 21, n. 9, p. 668-670, 1995.

GASS, S.; SAATY, T. L. The computational algorithm for the parametric objective function. **Naval Research Logistics Quarterly**, v.2, p. 39-45, 1955.

GASTALDINI, M.C.C; SEFFRIN, G.F.F; PAZ, M.F. Diagnóstico atual e Previsão futura da Qualidade das Águas do rio Ibicuí utilizando o modelo QUAL2E. **Revista Engenharia Sanitária e Ambiental**. Vol.7 n°3.p 129-138, 2002.

GOLDBERG, D. E. **Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning.** Reading, Mass.: Addison-Wesley Pub. Co.,pp. 412, 1989.

GONZAGA, C. C. **Otimização irrestrita.** In: _____. Um curso de programação não linear. Florianópolis, p. 13-49. 2004.

GORSKI, J. R. **GA_FIND_RR, um algoritmo genético para localização de “motifs” regulatórios em genomas de procariontes.** Dissertação de mestrado em Tecnologia em Saúde. Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Curitiba. 2007.

GRAVES, G. W., HATFIELD, G. B.,WHINSTON, A. B. “Mathematical programming for regional water-quality management.” **Water Resour. Res.**,8(2), 273–290. 1972.

GROSKO, A. P; GORSKI, J. R; DIAS, J. S. Algoritmo Genético: Revisão Histórica e Exemplificação. In: X Congresso Brasileiro de Informática em Saúde, 2006, Florianópolis. **Anais do X Congresso Brasileiro de Informática em Saúde**, 2006.

HABTEC - Engenharia Sanitária e Ambiental. **Diagnóstico Plano Diretor das Bacias dos Rios Santa Maria da Vitória e Jucu:** Ecossistemas Aquáticos Interiores e Recursos Hídricos. Relatório Diagnóstico. Volume I. Consórcio Intermunicipal e Recuperação das Bacias dos Rios Santa Maria da Vitória e Jucu. Convênio MMA/SRH 181/96. 1997.

HELIANG, L. FALIANG, G. Applying Genetic Algorithm in Optimal Allocation of Water Resources Based on Water Rights. **Chinese Control and Decision Conference**. 2009.

HOLENDA, B; DOMOKOS, E; RÉDEY, A; FAZAKAS, J. Aeration optimization of a wastewater treatment plant using genetic algorithm. **Optimal Control Applications and Methods**. V.28:191–208. 2007.

HOLLAND, J.H. **Adaptation in natural and artificial systems**. University of Michigan Press, 1975.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Atlas de Saneamento**. Rio de Janeiro: IBGE, 2004. 151p

JAIRAJ, P. G.; VEDULA, S. Multireservoir System Optimization Using Fuzzy Mathematical Programming. **Water Resources Management**. v. 14, n. 6, p. 457-472, December. 2000.

JARDIM JÚNIOR, A. M. 2006. **Custo Efetividades e Padrões Ambientais: Implicações para tratamento de Esgotos no Brasil**. Dissertação de mestrado em Gestão Econômica e Ambiental do Programa de Pós-Graduação em Economia. Universidade Federal de Brasília. Brasília – DF. 2006.

KIRKPATRICK, S.; GELLAT, D. C.; VECCHI, M. P. Optimization by simulated annealing. **Science**, v. 220, n. 4598, p. 671-680, 1983.

KLEMETSON, S. L.; GRENNEY, W. J. (1985). “Dynamic optimization of regional wastewater treatment systems.” **J. Water Pollut. Control Fed.**,57(2), 128–134.

KNUTH, D.E. **The Art of Computer Programming**, Vol. 1: Fundamental Algorithms. Addison- Wesley.(1968)

KONDAGESKI, J.H; FERNANDES, C.V.S. Calibração de Modelo Matemático de Qualidade da água Utilizando Algoritmo Genético: Estudo de caso para Bacia do rio Palmital, PR. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**.vol.14, nº1.p 63-73. 2009.

KUMAR, R. **System and method for the use of an adaptive mutation operator in genetic algorithms**. US 7.660.773 B1. Feb.9, 2010.

LACERDA, E. G. M. de; CARVALHO, A. C. P. L. F. de. **Introdução aos algoritmos genéticos**. In: Galvão, C. de O.; Valença, M.J.S. (orgs.). **Sistemas inteligentes: aplicações a recursos hídricos e ciências ambientais**: Porto Alegre: Ed.Universidade/UFRGS, 1999. p. 99-150.

LAI, Y.C.; TU, Y.T.; YANG, C.P.; SURAMPALLI, R.Y.; KAO C.M.. Development of a water quality modeling system for river pollution index and suspended solid loading evaluation. **Journal of Hydrology**. V 478, p. 89–101, 2013.

LANNA, A. E. Gestão de Recursos Hídricos – In: Tucci C. E. M. (Org) – **Hidrologia: ciência e aplicação**. Associação Brasileira de Recursos Hídricos – ABRH. 2 ed. São Paulo: EDUSP. 1997.

LANNA, A. E. Introdução. In: PORTO, R. L. L. (Org.). **Técnicas Quantitativas para o Gerenciamento de Recursos Hídricos**. Rio Grande do Sul: Ed: UFRGS, 2002.

LEE, C-S.; WEN, C-G. Application of multiobjective programming to water quality management in a river basin. **Journal of Environmental Management**, v. 47, p. 11-26, 1996.

LIANHAI, C; ZHIPING, L; NANXIANG, C. Optimal allocation of multi-objective water resources based on genetic algorithm. **Third International Conference on Information and Computing**. 2010.

LOPES, E. S. **Modelagem Matemática da Emissão de Sulfeto de Hidrogênio em ETE Considerando os Mecanismos de Remoção por Biodegradação e Oxidação Química**. Dissertação de Mestrado - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Ambiental pela Universidade Federal do Espírito Santo, 2005.

LOUATI, M.H; BENABDALLAH, S; LEBDI, F; MILUTIN, D. Application of a Genetic Algorithm for the Optimization of a Complex Reservoir System in Tunisia. **Water Resource Management**. 2011.

LOUCKS, D. P.; STEDINGER, J. R.; HAITH, D. A. **Water Resource Systems Planning and Analysis**. Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall, 1981. 559 p

LOUZADA, J. P; REIS, J. A. T; MENDONÇA, A. S. F. Uso de otimização e modelagem de qualidade de água no planejamento de implantação de sistemas de tratamento de esgotos sanitários em bacias hidrográficas. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, previsto para publicação no Vol 18, N1, 2013.

LYNN, W. R.; LOGAN, J. A.; CHARNES, A. System analysis for planning wastewater treatment plants. **Journal of Water Pollution Control Federation**, v. 34, n. 6, p. 565- 581, 1962.

MACHADO, E.S; PORTO, M. F. A; KAVISKI, E; SCUISSATO, C. Otimização de Sistemas Regionais de Tratamento de Efluentes através do Algoritmo de Reconhecimento Simulado. In XIX Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos. **Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 2011**. Maceió- AL.

MAIER, H R; SIMPSON, A. R.; ZECCHIN, A. C; FOONG, W. K.; PHANG K. Y; SEAH, H. Y; TAN, C. L. Ant Colony Optimization for Design of Water Distribution Systems. **Journal of Water Resources Planning and Management**. 129:200-209. 2003.

MENDONÇA, A.S.F.; ALMEIDA, M.M. Definição de alternativas de eficiências de tratamento de efluentes para manutenção de padrões ambientais. In: **Anais do XVI Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, João Pessoa; ABRH; p.501-510.2005.

METCALF & EDDY. **Wastewater Engineering: treatment, disposal, and reuse**. 3rd Ed. New York: McGraw- Hill, 1991

MICHALEWICZ, Z., **Genetic Algorithms+Data Structures=Evolution Programs**, Springer- Verlag-1994.

_____. **Genetic Algorithms+Data Structures=Evolution Programs**, Springer-Verlag-1996.

MOTA, S. **Preservação e conservação de recursos hídricos**. Associação Brasileira de Engenharia Sanitária e Ambiental. 2ªedição. Rio de Janeiro. ABES. 1995.

MULLIGAN, A. E.; BROWN, L. C. Genetic Algorithms for calibrating water quality models. **Journal of Environmental Engineering**, v. 124, n. 3, p. 202-211, mar. 1998.

NAHON, I. M. **Sistema de Apoio a Análise de Outorga de Lançamento de Efluentes para a Variável Demanda Bioquímica de Oxigênio**: Estudo de caso da Bacia do Alto Iguaçu. 2006. 175 f.Dissertação de Mestrado em Engenharia de Recursos Hídricos e Ambiental, Universidade Federal do Paraná. Curitiba- PR. 2006.

NASCIMENTO, L. S. V; REIS, L. F. R. Operação de Múltiplos Reservatórios Destinados à Geração Hidrelétrica Utilizando uma Estratégia Híbrida de Otimização. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos** Volume 14 n.4 Out/Dez, 39-49. 2009.

OLIVEIRA, S. V. W. B. **Modelo para tomada de decisão na escolha de sistemas de tratamento de esgoto sanitário**. 2004. 293f. Tese (Doutorado em Administração. Faculdade de Economia, Administração, e Contabilidade. Universidade de São Paulo. São Paulo. 2004.

ORLOB, G. T. Water-Quality Modeling for Decision Making. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 118, n. 3, p. 295-307, May/June. 1992.

PALIWAL, R.; SHARMA, P.,; KANSAL, A. Water quality modelling of the river Yamuna (India) using QUAL2E-UNCAS. **Journal of Environmental Management** 83 :131–144. 2007.

PARK, S. S.; LEE, Y. S. A water quality modeling study of the Nakdong River, Korea. **Ecological Modelling** 152 (2002) 65–75

PARK, S; CHOI, J; WANG, S; PARK, S.S. Design of a water quality monitoring network in a large river system using the genetic algorithm. **Ecological modeling**. Vol 99. Pag.: 289-297.2006.

PEREIRA, J. S. **A cobrança pelo uso da água como instrumento de gestão dos recursos hídricos**: da experiência francesa à prática brasileira. Tese Doutorado (Doutorado em Engenharia de Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental).Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre. 2002

PEREIRA, P.R.G. **Suporte metodológico de apoio à tomada de decisão no processo de outorga dos direitos de uso de recursos hídricos, aplicação para o caso da Bacia do Lago Descoberto (Distrito Federal /Goiás)**. 2000. Dissertação de Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos. Universidade Federal de Brasília. DF. 2000.

PETTELIER, J.G; CHAPRA, C.S; TAO, H. A framework for modeling water quality in streams and rivers using a genetic algorithm for calibration. **Environmental Modelling & Software**. Vol. 21, p.419-425, 2006.

POPEL, H.J. **Aeration and gas transfer**. 2 ed. Delft. Delft University of Technology. 169 p. 1979.

PORTO, M. F. A. ; FERNANDES, C. V. S.; KNAPIK, H. G.; FRANÇA, M. S.; BRITES, A. P. Z.; MARIN, M. C. F. C; MACHADO, F. W.; CHELLA, M. R.; SÁ, J. F.; MASINI, L. (2007) “**Bacias Críticas: Bases Técnicas para a definição de Metas Progressivas para seu Enquadramento e a Integração com os demais Instrumentos de Gestão**”. Curitiba: UFPR – Departamento de Hidráulica e Saneamento. (FINEP/ CT-HIDRO). Projeto concluído.

PORTO. M. F. A. Contexto Institucional do Processo de Enquadramento na Política de Recursos Hídricos. In: 1º seminário Estadual sobre Enquadramento dos corpos d’água Superintendência de Gestão Ambiental, 2009, Botucatu, SP. **Anais... [S.I]: SABESP, 2009**.

PORTO. R. L. L.; AZEVEDO, L. G. T. Sistemas de Suporte a Decisões Aplicados a Problemas de Recursos Hídricos. In: PORTO. R. L. L (Org.). **Técnicas Quantitativas para o Gerenciamento de Recursos Hídricos**. Porto Alegre: Editora Universidade - UFRGS, 1997. p. 43-95.

RANGEL-PERAZA J. G.; OBREGON, O.; NELSON, J.; WILLIAMS G. P.; ANDA J.; GONZALEZ-FA, F.; MILLER, J.. Modelling approach for characterizing thermal stratification and assessing water quality for a large tropical reservoir. **Lakes & Reservoirs: Research and Management**. V.17: 119–129. 2012.

REIS, L. F. R.; AKUTSU, J. Estratégias operacionais para sistemas de reservatórios via algoritmo genético. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**. vol. 7, n. 3.2002.

REVELLE, C. S.; LOUCKS, D. P.; LYNN, W. R. Linear programming applied to water quality management. **Water Resources Research**, v. 4, p. 1-9, 1968.

ROQUES, T. V. P. **Aplicação de Modelos Computacionais na Análise de Outorga para diluição de efluentes em corpos d’água: Fontes Pontuais e Difusas**. 2006. Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental) - Programa de Pós Graduação em Engenharia Ambiental, Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 2006.

SÁ, M. L. **Avaliação de Metodologias para a Quantificação da Emissão de Sulfeto de Hidrogênio Proveniente de Estações de Tratamento de Esgotos**.

2004. Dissertação de Mestrado - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Ambiental pela Universidade Federal do Espírito Santo, 2004.

SAADATPOUR, M. AFSHAR. A. Waste load allocation modeling with fuzzy goals; simulation- optimization approach. **Water Resource Management**. Vol 21. Pags: 1207-1224. 2007.

SALDANHA, J.C.S. **Análise da influência do Rio Santa Maria da Vitória na Baía de Vitória através da Modelagem Computacional: Uma Contribuição ao Processo de Enquadramento** - Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental) - Programa de Pós Graduação em Engenharia Ambiental Universidade Federal do Espírito Santo, 2007.

SALIM, F.P.C. **Desenvolvimento de sistema de suporte a decisão para o gerenciamento da qualidade das águas em rios considerando múltiplas fontes de poluição pontual**. 2004. Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental) - Programa de Pós Graduação em Engenharia Ambiental, Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória 2004.

SANTÉ-RIVEIRA, I.; BOULLÓN-MAGÁN, M.; CRECENTE-MASEDA, R. & MIRANDA-BARROS, D. **Algorithm based on simulated annealing for land-use allocation**. Tarrytown, Pergamon Press,. v.34. 10p. 2008

SENTIES, O. B; AZZARO-PENTEL, C. PIBOULEAU, L. DOMENECH, S. A Neural Network and a Genetic Algorithm for Multiobjective Scheduling of Semiconductor Manufacturing Plants. **Ind. Eng. Chem. Res.** V.48, p. 9546-9555, 2009.

SILVA, R. C. **Avaliação das Constantes Cinéticas Envolvidas na Modelagem das Concentrações de Oxigênio Dissolvido em Rios com a Aplicação da Programação Não Linear**. 2004. Trabalho de Conclusão de Curso. Centro Federal de Tecnologia do Espírito Santo, Vitória, 2004

SILVEIRA, D. D. (1999). **Modelo para Seleção de Sistemas de Tratamento de Efluentes de Indústrias de Carne**. Tese de Doutorado. Florianópolis, Santa Catarina, Brasil: Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC, Dep. de Engenharia de Produção.

SIMPSON, A. R., DANDY, G. C., MURPHY, L. J. Genetic algorithms compared to other techniques for pipe optimization. **Journal of Water Resources Planning and Management**. 120 (4), 423–443.1994

SINGH, R. M. Design of Barrages with Genetic Algorithm Based Embedded Simulation Optimization Approach. **Water Resources Management**. nº 25, pag 409-429, 2011.

SMEERS, Y.;TYTECA, D. Optimal location and design of wastewater treatment plants under river quality constraints.**Environmental systems analysis and management**, S. Rinaldi, ed., North-Holland, Amsterdam, The Netherlands, 289–310.1982.

SOMLYÓDY, L. Use of optimization models in river basin water quality planning. *Water. Science and Technology*, v. 36, n. 5, p. 209-218, 1997.

SOUZA, M. A. A. (1992). **Methodology for Selection of Wastewater Treatment Processes**. PhD Thesis. Birmingham, UK: School of Civil Engineering, The University of Birmingham.

SOUZA, M. A. A.; FORSTER, C. L. Metodologias para seleção de processos de tratamento de águas residuárias. *Revista Engenharia Sanitária e Ambiental*. Vol 2. Nº 1. Pag. 19-31, 1996.

STREETER, H.W, PHELPS, E.B. A study of the pollution and natural purification of Ohio river, Ill. Factors concerned in the phenomena of oxidation and reaeration. **Bulletin 146. Public Health Service**, Washington, DC, USA. 1925.

TANOMARU, J. Motivação, fundamentos e aplicações de algoritmos genéticos. In: Congresso Brasileiro de Redes Neurais, 2. **Anais II Congresso Brasileiro de Redes Neurais**, Curitiba, PR, p. 373-403, 1995.

TECLE, A.; FOGEL, M.; e DUCKSTEIN, L. Multicriterion Selection of Wastewater Management Alternatives. **Journal of Water Resources Planning and Management Division**. Proceedings of ASCE, 114 (4) 383-398. 1988.

TOSCANI, L.V; VELOSO, P.A.S. **Complexidade de Algoritmos: análise e métodos**. Instituto de informática da UFRGS. Série livros didáticos, nº 13. Porto Alegre. 2001.

TSAI, M; CHANG, C. Water Usage and Treatment Network Design Using Genetic Algorithms. **Ind. Eng. Chem. Res**. Vol 40.p 4874-4888. 2001.

TSURUTA, J.H.; HOSHI, T. & SUGAI, Y. **Seleção de áreas adaptativas ao desenvolvimento agrícola, usando-se algoritmos genéticos**. Brasília, Embrapa, 2001. 48p.

TUNG, C. P.; HSU, S. Y.; LIU C. M.; LI J. S. Application of the Genetic Algorithm for Optimizing Operation Rules of the LiYuTan Reservoir in Taiwan. **Journal of the American Water Resources Association**, v. 39, n. 3, p. 649-657, June. 2003.

VAN NOTE, R. H.; HERBERT, P. V.; PATEL, E. M.; CHUPER, C.; e FELDMAN, L. (1975). **A Guide to the Selection of Cost-Effective Wastewater Treatment Systems**. Miscellaneous Reports No. EPA-430/9-75-002. Washington, DC, USA: USEPA.

VON SPERLING, M. **Princípios do tratamento biológico de águas residuárias – Introdução à qualidade das águas e ao tratamento dos esgotos**. Belo Horizonte, DESA/UFMG. 1996.

_____. **Princípios do tratamento biológico de águas residuárias – Estudos e modelagem da qualidade da água de rios**. Belo Horizonte, DESA/UFMG. 2007

WANG, C. G.; JAMIESON, D. G. An objective approach to regional wastewater treatment planning. **Water Resources Research**, v. 38, n. 3, p. 4-1 - 4-8, 2002.

YANDAMURI, S. R. M.; SRINIVASAN, K.; BHALLAMUDI, S. M. Multiobjective optimal waste load allocation models for rivers using nondominated sorting genetic 147 algorithm-II. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 132, n. 3, p. 133-143, 2006.

ZADEH, L. A.; DESOER, C. A. **Linear system theory, the state space approach**. McGraw-Hill series in system science. New York: McGraw-Hill. 1963.

ZAMPROGNO, D.P. **Subsídio para a definição de locais apropriados para a implantação de reservatórios de regularização de vazões**: refinamento e aplicação de procedimento metodológico. 1999. 118 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental) – Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 1999.

ZANDONADI, L.U. **Análise de Metodologias de Estimativas de Vazão de Diluição para Subsídio a Processos de Análise de Outorgas de Lançamento de Efluentes**. 2011. 150p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental). Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 2011.

ZHANG, R.; QIAN, X.; LI, H.; YUAN, X.; YE, R. Selection of optimal river water quality improvement programs using QUAL2K: A case study of Taihu Lake Basin, China. **Science of the Total Environment**. V. 431 pag: 278–285, 2012.

ZHU, Y.P; ZHANG, H.P; CHEN, L; ZHAO, J.F. Influence of the South–North Water Diversion Project and the mitigation projects on the water quality of Han River. **Science of The Total Environment**.nº 406 , pp. 57 – 68, 2008.

ZIVIANI, N. **Projeto de Algoritmos com Implementações em Pascal e C**. Cengage Learning, 3ªedição, São Paulo, SP, 2011

ZORZAL, R. **Sistema de suporte à Decisão para Análise de Outorga de Lançamento de Efluentes de Fontes Pontuais em Rios**. 2009. 202p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental). Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 2009.

ZUFFO, A. C. **Seleção e Aplicação de Métodos Multicriteriais ao Planejamento Ambiental de Recursos Hídricos**. 1998. 304 f. Tese (Doutorado em Hidráulica e Saneamento) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 1998.

ZUFFO, A.C. Incorporação de Matemática *Fuzzy* em Métodos Multicriteriais para Descrever Critérios Subjetivos em Planejamento de Recursos Hídricos: *Fuzzy* - CP e *Fuzzy* – CGT. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos Volume 16 n.4, 29-40-Out/Dez 2011**.

APÊNDICE A - Conjunto de Eficiências estimadas para o Cenário B

- Perspectivas de enquadramento na Classe I

Tabela 19: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário B, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe I

Grupos de restrições	Pontos de disposição de efluentes tratados					Σ Eficiências
	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	
1	90	90	90	90	50	410
2	90	90	90	78	65	413
3	70	85	90	90	90	424

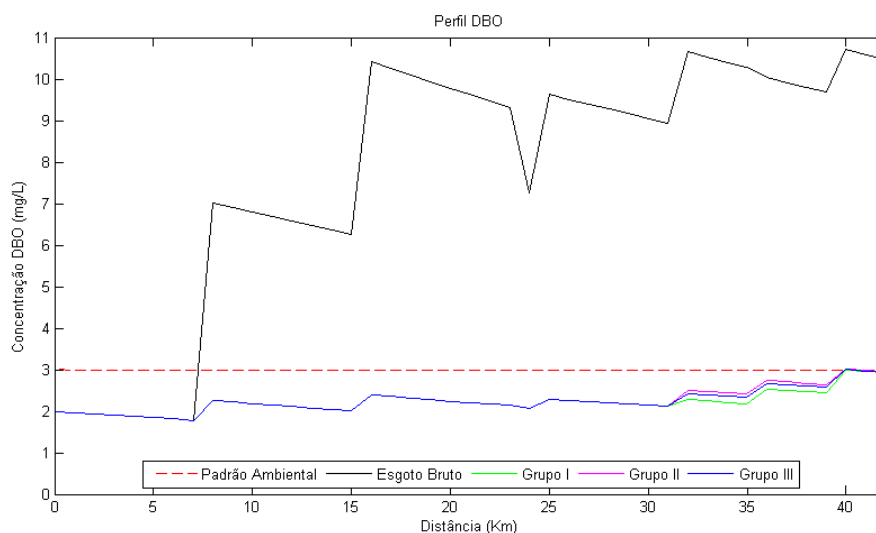


Figura 23: Perfil de DBO associado ao cenário B, após resolução do problema de otimização, considerando classificação do rio Santa Maria da Vitória classificado como Classe I.

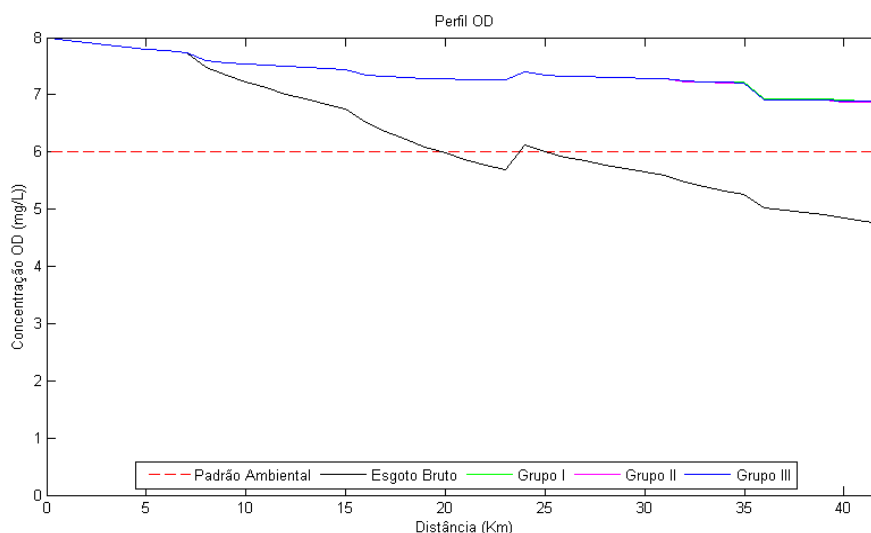


Figura 24: Perfil de OD associado ao cenário B, após resolução do problema de otimização, considerando classificação do rio Santa Maria da Vitória classificado como Classe I

- Perspectiva de enquadramento na Classe III

Tabela 20: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário B, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III

Grupos de restrições	Pontos de disposição de efluentes tratados					Σ Eficiências
	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	
1	32	1	0	0	0	33
2	66	66	66	66	66	330
3	60	60	60	60	60	300

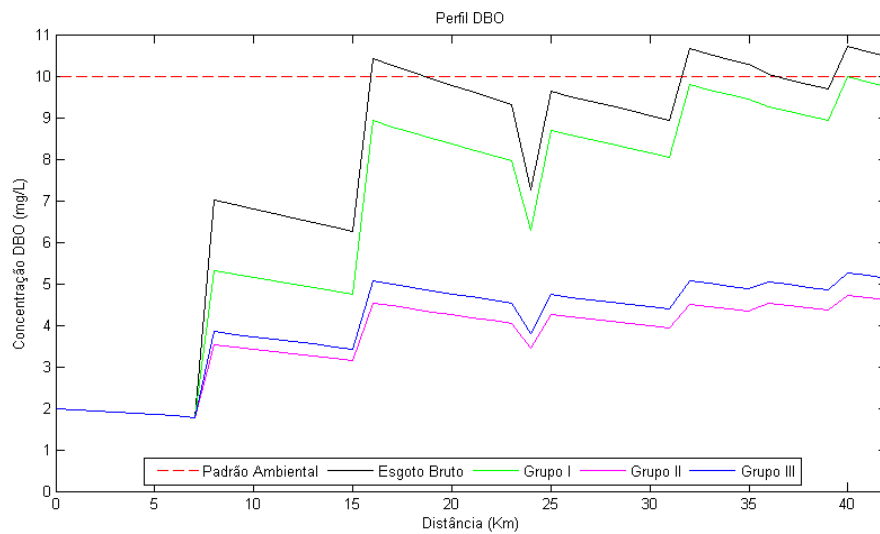


Figura 25: Perfil de DBO associado ao cenário B, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III

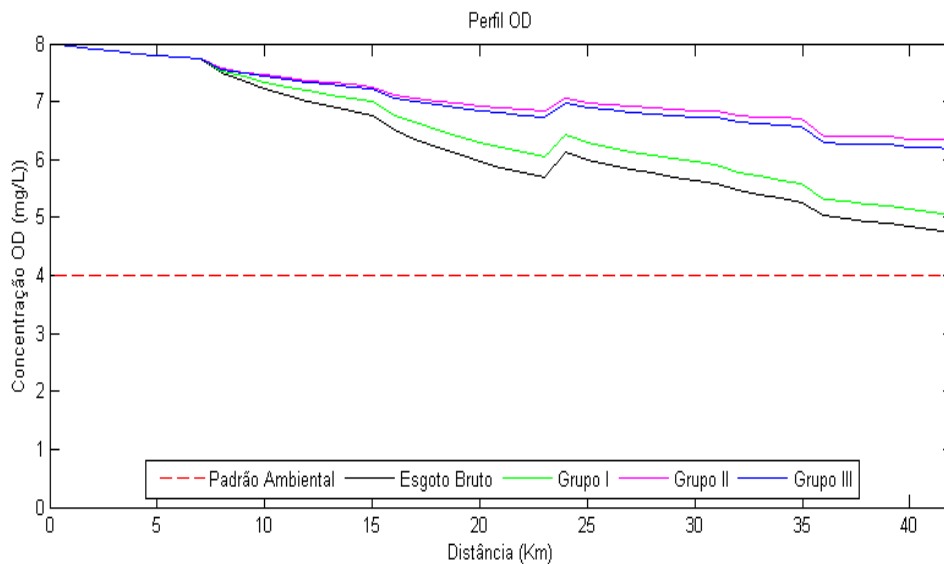


Figura 26: Perfil de OD associado ao cenário B, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III

APÊNDICE B - Conjunto de Eficiências estimadas para o Cenário C

- Perspectiva de enquadramento na Classe I

Tabela 21: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário C, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe I

Grupos de restrições	Pontos de disposição de efluentes tratados					Σ Eficiências
	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	
1	65	85	84	70	68	372
2	80	68	82	76	68	374
3	78	75	76	77	68	374

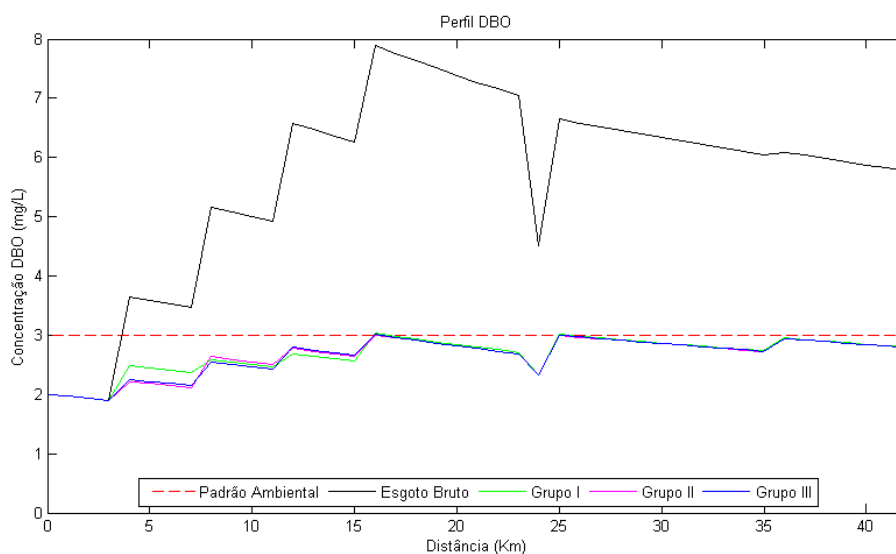


Figura 27: Perfil de DBO associado ao cenário C, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe I

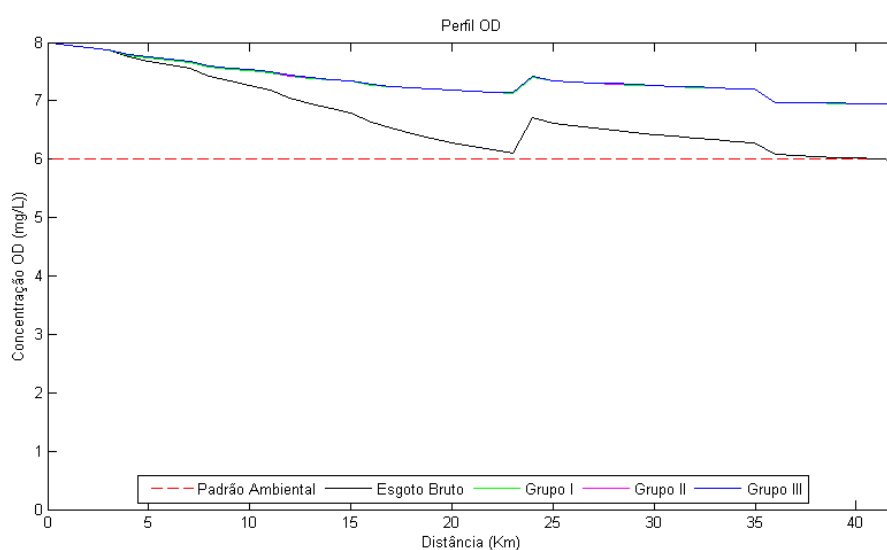


Figura 28: Perfil de OD associado ao cenário C, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe I

- Perspectiva de enquadramento na Classe III

Tabela 22: Eficiências dos sistemas de tratamentos de esgotos estimados para o cenário C, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III

Grupos de restrições	Pontos de disposição de efluentes tratados					Σ Eficiências
	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	
1	0	0	0	0	0	0
2	66	66	66	66	66	330
3	60	60	60	60	60	300

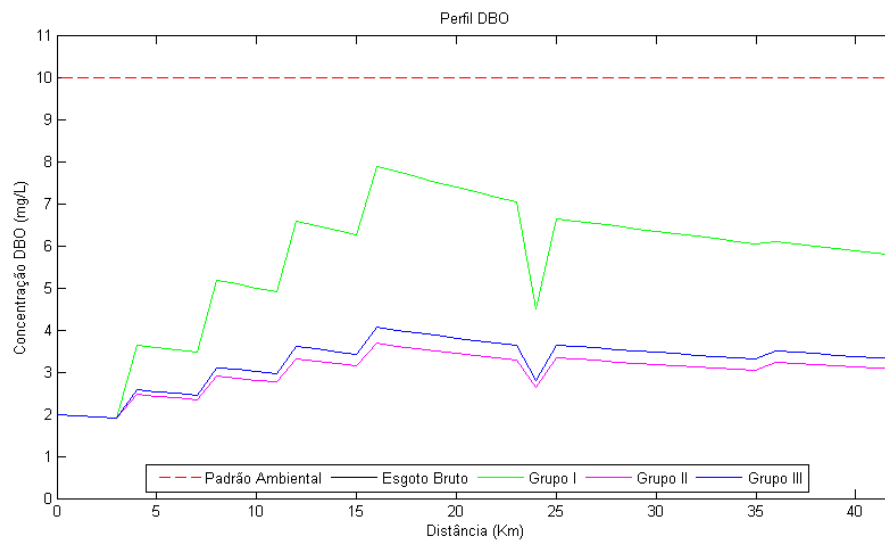


Figura 29: Perfil de DBO associado ao cenário C, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III

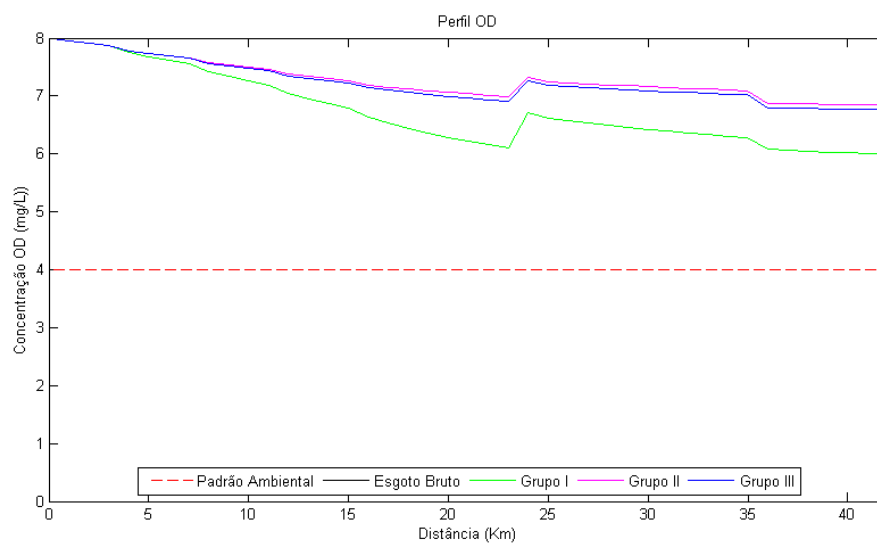


Figura 30: Perfil de OD associado ao cenário C, após resolução do problema de otimização, considerando a hipótese de enquadramento do rio Santa Maria da Vitória na Classe III