

MODELO DE OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO PARA DISTRIBUIÇÃO EQUITATIVA DA CARGA POLUENTE

Liliane Lazzari Albertin¹ & Frederico Fábio Mauad²

RESUMO --- Neste artigo é proposto um modelo de otimização multiobjetivo que contribui para as tomadas de decisões nos problemas de gerenciamento da qualidade da água superficial. O modelo considera a maximização da carga lançada pelas fontes poluidoras e a minimização da magnitude das violações dos padrões de qualidade da água. Adicionalmente, ele é restrito a um índice que tem o intuito de distribuir equitativamente a eficiência do tratamento necessária entre as fontes de poluição. Sem a consideração de uma medida de equidade, a tentativa de maximizar a quantidade de efluentes lançados resultaria numa alocação de grandes quantidades de efluentes passíveis de serem lançados pelos usuários localizados mais a montante do rio, enquanto que os usuários à jusante deveriam tratar seus efluentes com um nível máximo de eficiência. O método utilizado para solucionar o problema foi o NSGA e este estudo teve sua aplicação na bacia do rio Atibaia, SP. As soluções apresentadas pela otimização demonstram e comprovam os conflitos existentes e a competição entre os critérios considerados. O algoritmo genético demonstrou ser uma técnica efetiva para solucionar problemas de otimização multiobjetivo em aplicações de gerenciamento da qualidade da água, identificando as variáveis de decisão e a frente Pareto.

ABSTRACT --- This article proposed a multiobjective optimization model that contributes to the decision-making problems in surface water quality management. The model considers the maximization of the load released by polluting sources and minimizing the magnitude of the violations of water quality standards. Additionally, it is restricted to an index that has the intent to distribute equitably the efficiency of the treatment required between sources of pollution. Without considering equity measure, the attempt to maximize waste discharge would result in an allocation of large quantities of waste to the upstream users, while the downstream dischargers would be required to treat their effluents at levels of maximum possible efficiency. The method used to solve the problem was the NSGA and the case study was implemented in the Atibaia river basin, SP. The solutions presented by the optimization show and prove the existing conflicts and competition among the criteria considered. The genetic algorithm has been shown to be an effective technique for solving problems of multiobjective optimization in applications of water quality management, identifying the decision variables in Pareto front.

Palavras-chave: Recursos Hídricos, Gerenciamento da qualidade da água, Otimização multiobjetivo.

1) Professora do Programa de Pós-graduação em Ciências da Engenharia Ambiental do Departamento de Hidráulica e Saneamento da EESC/USP. Av. Trabalhador São Carlense, 400, 13566-570, São Carlos-SP. E-mail: liliane@sc.usp.br.

2) Professor Doutor do Departamento de Hidráulica e Saneamento e Professor do Programa de Pós-graduação em Ciências da Engenharia Ambiental da EESC/USP. E-mail: mauadffm@sc.usp.br.

1. INTRODUÇÃO

Neste artigo é proposto um modelo de otimização multiobjetivo que contribui para as tomadas de decisões nos problemas de gerenciamento da qualidade da água superficial. Nesse modelo, é apresentado um índice que representa a equidade na alocação da carga poluente entre as fontes de poluição.

Um sistema de recursos hídricos é extremamente complexo, pois nele estão envolvidos vários usuários com diferentes aspirações e natureza competitiva, natureza estocástica das variáveis em estudo, características sociais, econômicas, físicas, climatológicas e hidrográficas próprias e problemas específicos de cada bacia hidrográfica. Ou seja, vários objetivos estão envolvidos na análise de sistemas de recursos hídricos.

No processo decisório é necessário identificar as melhores alternativas de desenvolvimento dos recursos hídricos, considerando a distribuição equitativa, o uso racional, a maximização do desenvolvimento econômico e social, a minimização dos impactos ambientais, entre outros. Devido à complexidade dos sistemas hídricos, as decisões devem ser estudadas e suas conseqüências, simuladas, de forma que o melhor plano de ação seja escolhido.

É raro que os problemas de planejamento hídrico sejam expressos em termos de um único objetivo. Os recursos hídricos têm aspectos sociais, econômicos e ambientais múltiplos, portanto requerem planejamento que considere toda gama de objetivos concorrentes. Requer-se uma metodologia adequada que considere os critérios, metas e resultados dentro de uma ótica de preferência dos decisores para permitir melhor definição da atratividade de uma ou outra alternativa.

No caso multiobjetivo, há conflito entre os diferentes objetivos que requerem resolução tal que o projeto como todo ganhe. Naturalmente não é possível obter-se uma solução ótima para cada objetivo. Assim, não existe um plano ótimo, sem nenhuma ambiguidade, que é o caso do objetivo único. No caso multiobjetivo há um conjunto de soluções que pode ser considerado melhor que tantas outras soluções, chamada de conjunto não-dominado ou aquele cujos membros dominam as outras soluções.

Dentro desse enfoque, este artigo tem o intuito de contribuir para a solução dos complexos problemas relacionados ao planejamento e gerenciamento da qualidade da água. O desafio foi desenvolver um modelo baseado na análise multiobjetivo que fosse capaz de auxiliar nas tomadas de decisão, minimizando os conflitos e levando em consideração a disponibilidade hídrica, estratégias de redução na emissão de efluentes, necessidade de investimentos e objetivos de qualidade da água.

O modelo foi testado na bacia do rio Atibaia, sub-bacia do rio Piracicaba, no Estado de São Paulo, pertencente à Unidade de Gerenciamento de Recursos Hídricos número 5 (UGRHI-05), que engloba as bacias hidrográficas dos rios Piracicaba, Capivari e Jundiá.

Juntamente com as bacias do Turvo/Grande e Alto Tietê, a bacia do Piracicaba é atualmente classificada como crítica em relação à disponibilidade hídrica por habitante. Em contrapartida, ela é um dos sistemas hídricos essenciais ao Estado, pois, além de fornecer água para abastecimento urbano e industrial, irrigação e geração de energia elétrica, é responsável pelo fornecimento de água para a Região Metropolitana de São Paulo (RMSP), localizada na bacia do Alto Tietê, através do Sistema Cantareira.

A degradação dos recursos hídricos na bacia do rio Piracicaba iniciou-se na década de 70 em virtude do processo de interiorização do desenvolvimento econômico do Estado de São Paulo. De acordo com Barth (1987), dentre todas as bacias hidrográficas do Estado de São Paulo, esta é a que concentra os maiores problemas de aproveitamento e controle dos recursos hídricos. Seus rios estão cada vez mais poluídos, sendo que parte expressiva desta poluição é proveniente de esgotos domésticos, resíduos industriais e insumos agrícolas.

2. PLANEJAMENTO MULTIOBJETIVO

Nos últimos anos vários pesquisadores (CHEUNG, 2004; 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, uma vez que nos sistemas de recursos hídricos existem objetivos múltiplos e conflitantes, que fazem com que os pesquisadores busquem métodos mais confiáveis e eficientes para identificação de soluções. Na otimização de objetivo único se produz uma única solução denominada solução ótima, enquanto que no procedimento de otimização multiobjetivo se produz um conjunto de soluções denominadas soluções ótimas Pareto, soluções não dominadas ou não inferiores ou soluções *Trade-offs*. Quando todos os objetivos são considerados, não existem soluções superiores a essas no espaço de busca.

O problema de otimização com um objetivo é degenerado de problemas com mais de um objetivo, mas existem diferenças fundamentais entre eles. A principal delas está na solução do problema. Por tratar de objetivos conflitantes, na otimização multiobjetivo cada objetivo corresponde a uma solução ótima. Isso faz com que esses problemas apresentem várias soluções ótimas, enquanto que algoritmos que solucionam problemas de otimização com um objetivo normalmente geram apenas uma solução ótima.

O problema de maximização do vetor de n objetivos com p variáveis de decisão e m restrições pode ser expresso por:

$$\text{Maximizar } f_k(x_1, x_2, \dots, x_p) \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

$$\text{Sujeito a } g_i(x_1, x_2, \dots, x_p) \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

sendo F o vetor constituído das funções objetivos que compõem o conjunto multiobjetivo f_k , g as funções restrições, x_j ($j = 1, 2, \dots, p$) são as variáveis de decisão e i, j, k indexadores das restrições, variáveis de decisão e objetivos, respectivamente.

Em um problema multiobjetivo, pode-se investigar um conjunto de soluções consideradas melhores, pois não existe uma única solução ótima. Este conjunto de soluções denominadas não inferiores, não dominadas, de melhor compromisso ou Pareto ótimas, são determinadas com base no conceito de dominância, detalhado em Albertin (2008).

3. METODOLOGIA

A metodologia proposta tem o intuito de verificar a possibilidade da utilização da análise multiobjetivo no auxílio à busca de intervenções em sistemas de recursos hídricos, levando em conta benefícios econômicos e ambientais.

Para tanto foram propostos 2 modelos de otimização multiobjetivo, cada qual gerando uma relação de compromisso. Em ambos, deseja-se maximizar a carga de DBO emitida pelas fontes de poluição, de forma que a qualidade hídrica seja mantida ou melhorada.

Porém, não é justo que os usuários que se localizam mais a jusante do rio, tenham que tratar seus efluentes com uma maior eficiência, porque a água chega para eles já degradada por causa de lançamentos ocorridos à montante. Desta forma, os usuários mais à montante do rio possuem uma maior folga no lançamento. Ou então, fontes que poluem pouco necessitam tratar praticamente todo o seu efluente lançado, devido a outras fontes que poluem muito e tratam pouco já terem prejudicado o rio. Desta forma, o segundo modelo possui uma restrição que tem o intuito de se fazer justiça entre os usuários, ou seja, ela é uma medida de equidade.

Os modelos foram solucionados através dos Algoritmos Genéticos Multiobjetivo, mais precisamente, pelo método Non-dominated Sorting Genetic Algorithm e testados na bacia do rio Atibaia, SP.

3.1. Formulação do modelo

O primeiro modelo de otimização proposto tem por objetivo maximizar a concentração de DBO emitida por cada fonte de lançamento e minimizar as violações nos padrões de concentração de DBO do corpo receptor. O modelo é formulado de acordo com as eq. (3) e (4).

$$\text{Maximizar } Z_1 = \sum_{j=1}^F \frac{W_j}{Q_j} (1 - x_j) \quad (3)$$

$$\text{Minimizar } Z_3 = \sum_{i=1}^M DBO_i - DBO_{\text{padrão}} \quad (4)$$

$$\text{Sujeito a: } 0 \leq x_j \leq 1 \quad \forall j \quad (5)$$

Z_1 e Z_3 representam as funções objetivo que se pretende maximizar e minimizar, respectivamente. W_j é a carga de DBO lançada pela fonte j e Q_j é a respectiva vazão de lançamento. x_j é a eficiência do tratamento e neste caso, a variável de decisão. O número de fontes de poluição é F . $DBO_{\text{padrão}}$ é a concentração máxima permissível de DBO estipulada pela legislação para uma determinada classe. DBO_i é a concentração de DBO encontrada no ponto de monitoramento i ($i = 1, 2, \dots, M$) e é determinada através de um balanço de massa. x_j se restringe aos valores na faixa de 0 a 1, uma vez que ele representa a eficiência de tratamento das operações e processos plausíveis de serem implantadas nos municípios em estudo.

O segundo modelo é igual ao primeiro, porém possui uma restrição. Esta restrição representa um índice que pretende distribuir a responsabilidade que cada fonte de lançamento tem perante a poluição que elas conferem à água. Este modelo é formulado de acordo com:

$$\text{Maximizar } Z_1 = \sum_{j=1}^F \frac{W_j}{Q_j} (1 - x_j) \quad (6)$$

$$\text{Minimizar } Z_3 = \sum_{i=1}^M DBO_i - DBO_{\text{padrão}} \quad (7)$$

$$\text{Sujeito a: } \frac{1}{F} \cdot \frac{\sum_{j,k=1}^F |x_j - x_k|}{\sum_{j=1}^F x_j} = 1 \quad j \neq k \quad (8)$$

$$0 \leq x_j \leq 1 \quad \forall j \quad (9)$$

Z_1 e Z_3 têm por objetivo, respectivamente, maximizar a concentração de DBO emitida por cada fonte de lançamento e minimizar a magnitude das violações dos padrões de concentração de DBO do corpo receptor.

O índice representado na eq. (8) tem o intuito de quantificar a equidade entre os usuários (lançamento de esgoto) da água. Sem a consideração de uma medida de equidade, a tentativa de maximizar a quantidade de efluentes lançados resultaria numa alocação de grandes quantidades de efluentes passíveis de serem lançados pelos usuários localizados mais a montante do rio, enquanto

que os usuários à jusante deveriam tratar seus efluentes com um nível máximo de eficiência. Adicionalmente, à medida que se eleva o índice de justiça, a carga total de poluentes no sistema deve ser diminuída.

Na eq. 8, x representa a eficiência do tratamento necessária para cada fonte de poluição, sendo o número de fontes igual a F . O numerador é a soma do desvio absoluto entre as eficiências de cada fonte. Já o denominador é a soma das eficiências de todas as fontes de poluição. O índice representa, então, a distribuição entre as fontes de poluição do desvio relativo de suas eficiências de tratamento.

3.2. Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

Os Algoritmos Genéticos (AGs) são métodos populacionais estocásticos de otimização por busca direta inspirados nos mecanismos de evolução das espécies, que compreendem processos da genética das populações, sobrevivência e adaptação dos indivíduos. Foram introduzidos em 1975 por John Holland, porém quem o popularizou foi um de seus alunos, David Goldberg (LACERDA e CARVALHO, 1999). Os AGs foram desenvolvidos 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.

A teoria da evolução natural diz que o meio ambiente seleciona, em cada geração, os seres vivos mais aptos de uma população para sobrevivência. Somente esses seres selecionados conseguem se reproduzir, uma vez que, geralmente, os menos adaptados são eliminados antes de gerarem descendentes. Alguns fenômenos, que atuam sobre o material genético armazenado nos cromossomos, ocorrem durante a reprodução (mutação e recombinação, por exemplo). Esses fenômenos são os responsáveis pela variabilidade dos seres vivos nas populações. Reiniciando o ciclo, sobre essa nova população gerada age a seleção natural, processo no qual os seres mais aptos sobreviverão.

A idéia do AG surgiu na observação de que a população é inicializada e caminha para melhores regiões do espaço de busca por meio de processos probabilístico-aleatórios (seleção, recombinação e mutação). O ambiente desenvolve a informação de qualidade (fitness) e o processo de seleção favorece os indivíduos de maior qualidade para sobrevivência e reprodução sobre os de pior qualidade. O mecanismo de recombinação permite a mistura de informação dos pais para seus descendentes e a mutação introduz inovações neste processo (CARRIJO, 2004).

Os AGs iniciam o processo gerando aleatoriamente um conjunto inicial de soluções possíveis denominadas população. Cada indivíduo dessa população, denominado cromossomo, constitui uma possível representação completa de solução para o problema. O cromossomo é representado por um vetor (string), cujos elementos são denominados analogamente genes, que representam as

características de uma solução. Os cromossomos tendem a evoluir gradativamente através de sucessivas iterações, produzindo novas gerações de indivíduos mais aptos ou capazes

As soluções (cromossomos) são avaliadas através da função objetivo ou através de uma função modificada (aptidão, fitness), que permite sua classificação e ordenação enquanto solução.

Uma nova geração é formada através dos processos de seleção, recombinação e mutação, cujas soluções com maior mérito têm maior probabilidade de serem preservadas para a próxima geração.

A seleção (ou reprodução) é o mecanismo por meio do qual os cromossomos são copiados para a próxima geração, resultando na sobrevivência das soluções mais aptas, ou seja, que resultem em valores mais eficientes da função objetivo. O operador de reprodução faz múltiplas cópias destas soluções e elimina as piores, de modo que o tamanho da população inicial seja mantido constante.

A recombinação (ou crossover) é aplicada após a seleção. Ela é responsável pela troca parcial de segmentos correspondentes entre dois cromossomos pais, gerando dois cromossomos filhos. Os cromossomos filhos deverão representar soluções melhores que as dos cromossomos pais. Se soluções piores forem criadas, elas serão eliminadas na próxima geração, pelo processo de seleção. Caso contrário, o processo de seleção produzirá mais cópias das novas soluções formadas, melhorando cada vez mais o valor da função objetivo.

A mutação é uma modificação eventual dos genes, permitindo a introdução de novas características genéticas às populações, diversificando assim o conjunto de soluções para o problema.

Resumindo, o operador de reprodução seleciona os melhores cromossomos, enquanto que o operador de recombinação troca parte de seus segmentos, gerando assim soluções melhores que as anteriores. O operador de mutação altera um cromossomo, com o intuito também de gerar melhores soluções. Se soluções piores forem criadas, elas serão eliminadas no próximo processo de reprodução.

Após várias iterações o algoritmo converge para uma solução ótima ou quase ótima do problema.

Uma notável diferença existente entre os métodos de otimização convencionais e os Algoritmos Genéticos é que este último trabalha com a possibilidade de gerar várias soluções em cada iteração. Esta habilidade torna os AGs poderosos na identificação de múltiplas soluções ótimas em uma única simulação.

Em uma otimização multiobjetivo, deseja-se encontrar o maior número possível de soluções pertencentes à frente Pareto. O procedimento de busca desse conjunto de soluções através dos AGs multiobjetivo é similar aos AGs convencionais. Pequenas modificações no estágio de avaliação são

realizadas na estrutura deste último para a busca de um conjunto de soluções ótimas em uma única simulação.

Segundo os AGs convencionais os melhores indivíduos, ou seja, aqueles que possuem valor de aptidão alto têm alta probabilidade de pertencer ao conjunto de solução na próxima geração. A solução ótima representa a combinação de variáveis que tem o maior valor de aptidão, no caso de maximização, na última geração. Nos AGs multiobjetivo, primeiro, a população inicial é classificada segundo os conceitos de dominância e, dessa forma, obtêm-se os vetores de decisão que são não dominados. Esses vetores são as melhores combinações da iteração corrente e têm alta probabilidade de se encontrarem na próxima geração. A solução final compreenderá todos os vetores de decisão não dominados da última geração.

Os maiores desafios dos AGs para melhorar a acurácia das soluções encontradas são garantir que os procedimentos de avaliação e seleção busquem de forma eficiente o conjunto ótimo Pareto, e manter uma diversidade da população de forma a evitar a convergência prematura.

Neste trabalho foi utilizado o método Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA), proposto por Srinivas e Deb (1995).

Na otimização de objetivo único, a cada vetor solução pertencente à população corrente é associado um valor que representa seu desempenho (valor de aptidão ou fitness). Em muitos casos esse valor é o próprio valor da função objetivo. Desta maneira, o melhor indivíduo recebe o maior valor de aptidão e possivelmente será mantido na população referente à próxima geração.

Como a otimização multiobjetivo trabalha com soluções ótimas Pareto a cada geração, não é possível identificar um único melhor vetor solução desse conjunto. Os melhores valores de aptidão são dados ao conjunto de soluções não dominadas da geração corrente, que são melhores em relação aos outros vetores solução. Goldberg (1989) propôs que a função de aptidão para o conjunto de soluções não dominadas deve basear-se em um procedimento de ordenação (rank).

O NSGA segue a idéia original de Goldberg (1989), mas ele difere dos demais algoritmos genéticos multiobjetivo na maneira como classifica os vetores de soluções não dominadas e na forma com que o método de compartilhamento é considerado (espaço dos parâmetros para garantir a diversidade da população).

Antes que a seleção seja desenvolvida, é necessário classificar as soluções. O NSGA desenvolve a classificação através de frentes de dominação, sendo que todos os indivíduos pertencentes a essas frentes recebem o mesmo valor de aptidão. A classificação das soluções por frentes de dominação pelo método NSGA é exemplificado na Figura 1.

Não existe um membro melhor que outro com relação a todos os objetivos se ambos pertencerem à mesma frente. As soluções das melhores frentes não dominadas recebem maiores valores de aptidão quando comparadas com as outras frentes.

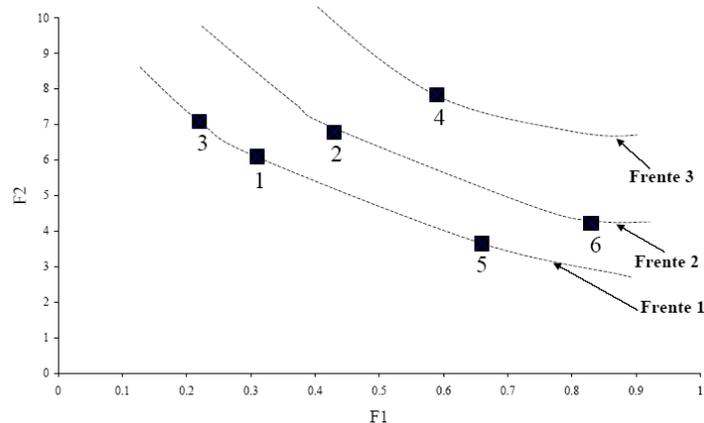


Figura 1 – Classificação das soluções por frentes de dominação do NSGA.

Impondo um melhor valor de aptidão para as soluções da frente não dominada faz com que essas soluções sejam pressionadas a serem selecionadas e permanecerem na próxima geração. Porém, a diversidade entre as soluções da frente deve ser mantida. A não ser que um mecanismo explícito para manutenção da diversidade seja usado, os AGs não a garantem.

4. RESULTADOS

Inicialmente, foi simulada a qualidade da água do rio Atibaia em decorrência do lançamento de efluentes para verificar os trechos em que não eram atendidos os padrões de qualidade estabelecidos na Resolução do Conselho Nacional do Meio Ambiente CONAMA 357. A simulação foi realizada com o modelo QUAL2K (CHAPRA *et al.*, 2005 e ALBERTIN, 2008). Os modelos de otimização foram aplicados nos trechos em que foram observadas tais violações.

De maneira resumida, para obtenção dos resultados, foram seguidos 4 passos: Calibração do modelo QUAL2K para a bacia do rio Atibaia (ALBERTIN, 2008); Escolha dos parâmetros do AG; Resolução dos modelos; Aplicação dos modelos na bacia do rio Atibaia.

O rio Atibaia possui, aproximadamente, 180 km de extensão. O trecho simulado foi desde a sua formação, na confluência dos rios Cachoeira e Atibainha, até o seu barramento no reservatório de Americana. O sistema fluvial foi dividido em trechos com características hidráulicas semelhantes, e estes trechos foram subdivididos em elementos computacionais de comprimento de 1 km cada. Este processo resultou na divisão do rio Atibaia em 18 trechos.

Para maior simplicidade na simulação do modelo QUAL2K, foi desprezada a capacidade de autodepuração dos afluentes e um ponto de lançamento pode representar uma somatória de cargas localizadas próximas, para as quais se efetuou o respectivo balanço de massa.

O diagrama unifilar do trecho do rio simulado é apresentado na Figura 2. Nela estão ilustrados a segmentação do rio em trechos, a localização dos postos fluviométricos, pontos de monitoramento da qualidade da água, fontes de captação e lançamento.

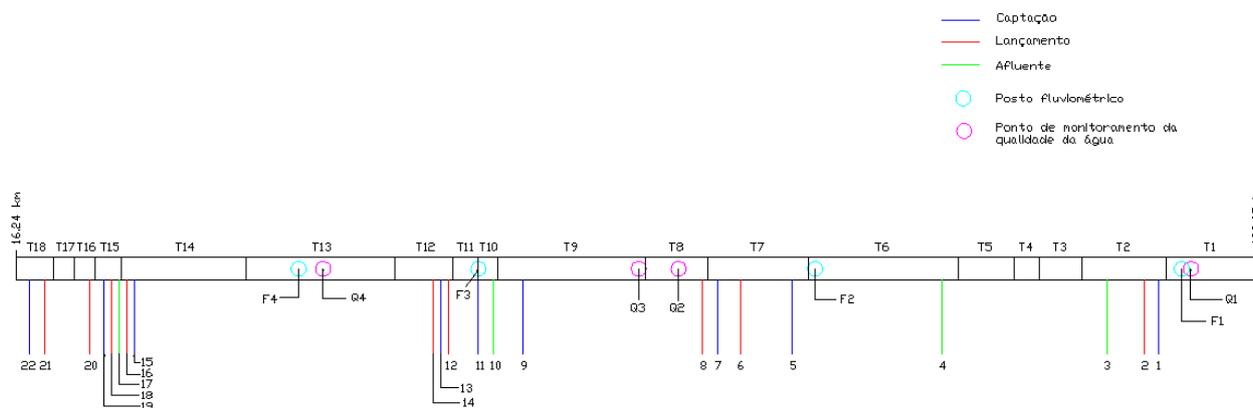


Figura 2 – Diagrama unifilar do trecho simulado do rio Atibaia

Os dados para montagem do diagrama foram extraídos de Companhia de Tecnologia de Saneamento Ambiental (CETESB, 1999) e Comitê das Bacias Hidrográficas dos Rios Piracicaba, Capivari e Jundiá (2004).

O modelo foi calibrado a partir dos dados observados de monitoramento da qualidade da água da CETESB (Q1, Q2, Q3 e Q4) e de vazões dos postos fluviométricos (F1, F2, F3, F4), relacionados na Tabela 1.

Tabela 1 – Relação dos postos fluviométricos e pontos de monitoramento da qualidade da água utilizados para calibração do modelo.

Ponto	Código	Ponto	Código
F1	62670000	Q1	ATIB02010
F2	62676000	Q2	ATIB02035
F3	62680000	Q3	ATIB02065
F4	62690000	Q4	ATIB02300

Os resultados da simulação da qualidade da água do rio Atibaia são mostrados nas Figuras 3 e 4 para OD e DBO, respectivamente. Observa-se pelas figuras que não houve violação no padrão estabelecido pela resolução CONAMA 357 para o oxigênio dissolvido, porém, para a DBO, a

violação ocorreu a partir de 29,87 km da foz do rio, justamente após os lançamentos dos usuários 16 e 17.

Os modelos de otimização foram então aplicados nesse trecho final do rio, onde, através da simulação, verificaram-se as violações.

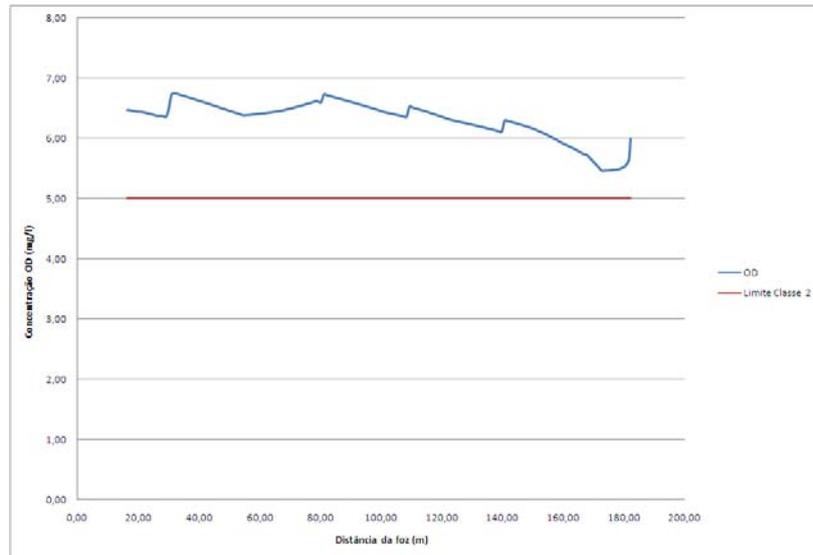


Figura 3 – Simulação de OD ao longo do rio Atibaia

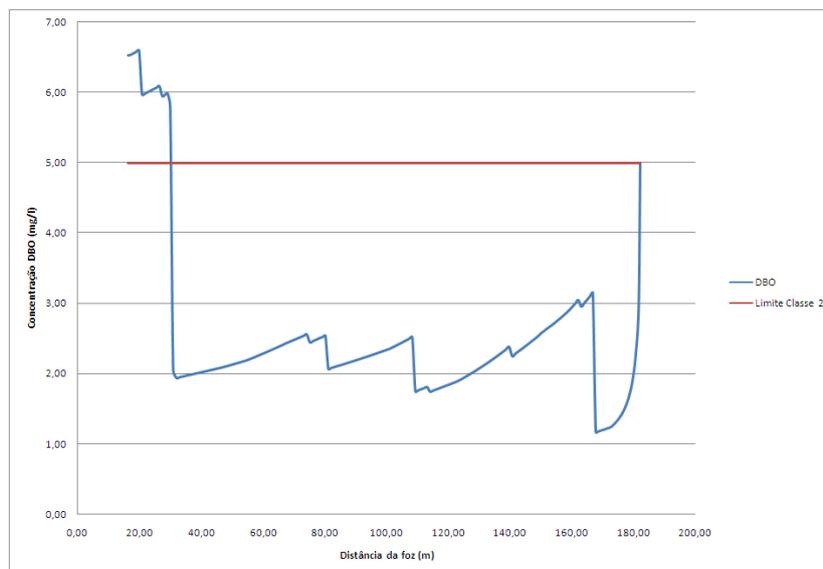


Figura 4 – Simulação DBO ao longo do rio Atibaia

4.1. Escolha dos parâmetros do AG

Foram selecionados na literatura os intervalos dos parâmetros usualmente utilizados em aplicações de AGs nos problemas de gerenciamento de qualidade da água (YANDAMURI *et al.*, 2006). Os intervalos numéricos estão relacionados na Tabela 2.

Diversas simulações foram realizadas para os modelos propostos considerando os valores mínimos, máximos e intermediários dos intervalos de cada parâmetro, totalizando 27 combinações.

Para cada combinação de parâmetros foram realizadas cinco réplicas. Para cada réplica, a simulação

partiu de diferentes populações iniciais (sementes aleatórias distintas), geradas aleatoriamente. A variável resposta foi definida como sendo a média das cinco simulações, para cada caso.

Tabela 2 - Intervalos numéricos dos parâmetros dos AGs

Parâmetro de entrada do AG	Intervalo numérico
Dimensão da população	30 a 100
Número máximo de gerações	200
Probabilidade de recombinação	0,5 a 1
Probabilidade de mutação	0,005 a 0,02

4.2. Simulação do Primeiro Modelo

Verificadas as violações nos padrões de DBO no trecho final do rio Atibaia, foi aplicado o primeiro modelo proposto, com o intuito de encontrar soluções que maximizem a carga lançada pelos usuários, porém, minimizem a magnitude das violações. Foram então considerados os cinco pontos de lançamento localizados no trecho final do rio Atibaia (pontos de lançamento 16, 17, 18, 20 e 21, relacionados na Tabela 3).

Tabela 3 – Pontos de lançamento

Ponto	Descrição	DBO (mg/l)
16	Lançamento Industrial	19,37
17	Ribeirão Anhumas (esgoto doméstico de Campinas)	99,80
18	Lançamento Industrial	16,49
20	Lançamento Industrial	68,72
21	Lançamento Doméstico de Paulínia	376,89

A Figura 5 apresenta os resultados de uma simulação do NSGA considerando uma população de 100 soluções, um número de gerações igual a 200, probabilidade de recombinação igual a 1 e probabilidade de mutação igual a 0,02.

Selecionaram-se cinco soluções da frente Pareto (Figura 5). À medida que a eficiência do tratamento diminui (Z_1 aumenta), maior é a magnitude da violação da qualidade da água. A solução 1 corresponde à minimização da magnitude da violação da concentração de DBO em detrimento de se lançar mais efluente (maior eficiência do tratamento). A solução 5 representa uma situação oposta. Permite-se lançar mais efluente, porém, há violações da qualidade da água, com maior

magnitude. As soluções 2, 3 e 4 são situações intermediárias. As duas primeiras requerem um compromisso maior com a melhora da qualidade da água.

Os resultados para cada solução são mostrados na Tabela 4.

Os resultados das simulações realizadas no QUAL2K, considerando as eficiências de remoção da matéria orgânica apresentadas na Tabela 4, são mostrados na Figura 6.

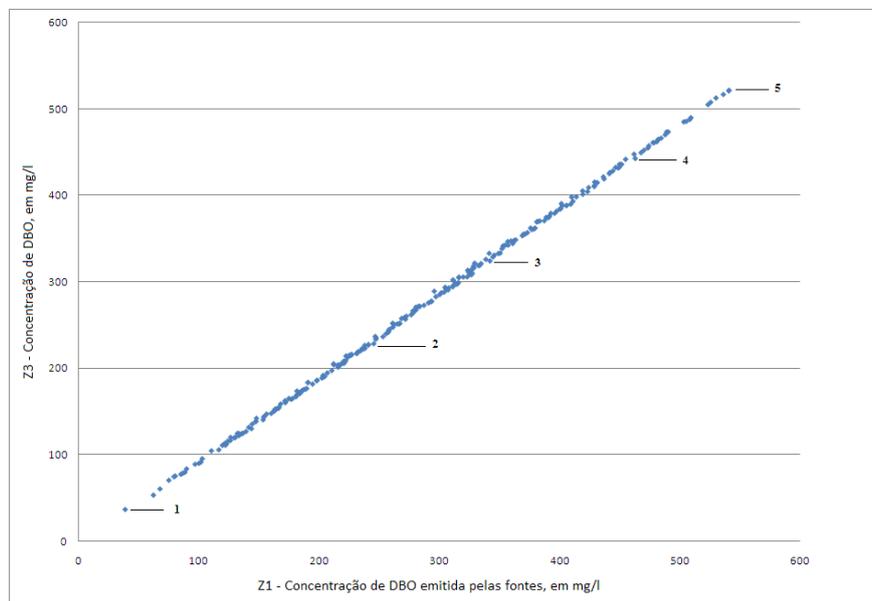


Figura 5 – Relação de compromisso – Modelo 1

Tabela 4 – Soluções de compromisso e variáveis de decisão – Modelo 1

Solução	Z₁	Z₂	x₁₆	x₁₇	x₁₈	x₂₀	x₂₁
1	38,88	36,64	0,94	0,82	0,89	0,95	0,96
2	130,41	120,01	0,32	0,43	0,59	0,68	0,92
3	202,41	188,85	0,18	0,33	0,50	0,52	0,79
4	446,51	432,52	0,69	0,52	0,46	0,50	0,07
5	540,94	521,72	0,04	0,07	0,93	0,16	0,02

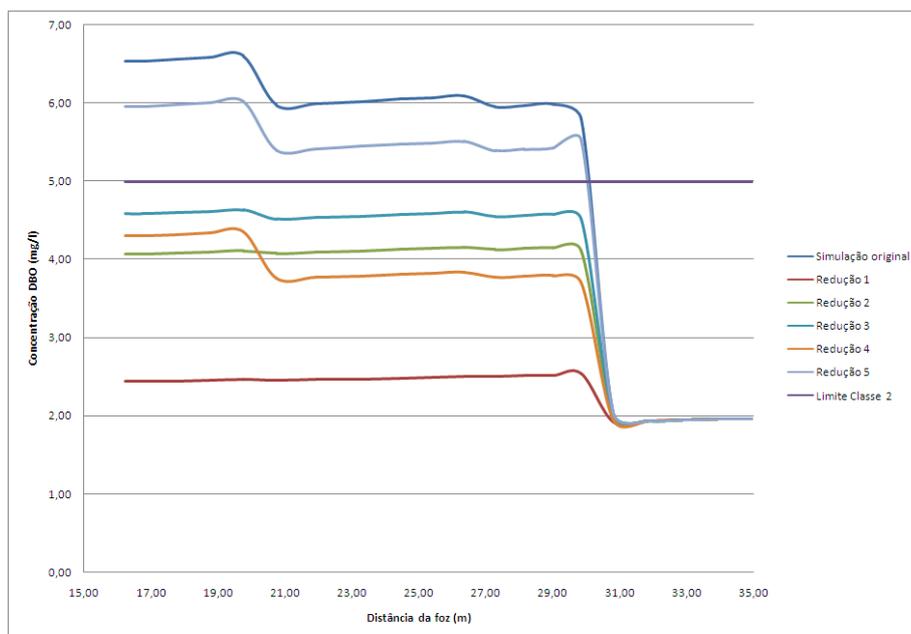


Figura 6 – Simulação da DBO no trecho final do rio Atibaia considerando as soluções encontradas pelo método NSGA

4.3. Simulação do Segundo Modelo

Pelos resultados apresentados na Tabela 4, percebe-se que à medida que se caminha pela frente não-dominada em direção à solução 5, x_j , a variável de decisão, diminui. A fonte que lança maior quantidade (concentração) de matéria orgânica é a de número 21, sendo seguida pelas de número 17, 20, 16 e 18 (Tabela 3).

A Figura 7 mostra as 5 soluções apontadas na Figura 5. À medida que se permite que ocorra desvio da concentração de DBO padrão (maior magnitude da violação), a correspondente eficiência do tratamento diminui, porém, é possível perceber que as fontes localizadas mais a montante possuem maior folga na eficiência do tratamento, enquanto que as localizadas mais a jusante devem tratar mais, para evitar que não ocorram violações no padrão de qualidade da água (solução 2 e 3). Outro caso que é possível observar é que, na solução 4, por exemplo, exige-se que as fontes mais a montante tratem mais seus efluentes, enquanto que a fonte de número 21, responsável pela maior carga de DBO lançada no rio, tem maior folga no tratamento.

O objetivo então do segundo modelo é maximizar a concentração de DBO emitida por cada fonte de lançamento e minimizar a magnitude das violações dos padrões de DBO do corpo receptor, porém, de forma que as frações de remoção estejam bem distribuídas entre as fontes.

Essa distribuição equitativa foi alcançada com a incorporação no modelo da restrição apresentada na eq. 8. A restrição em consideração foi introduzida na função objetivo na forma de função penalidade (ALBERTIN, 2008).

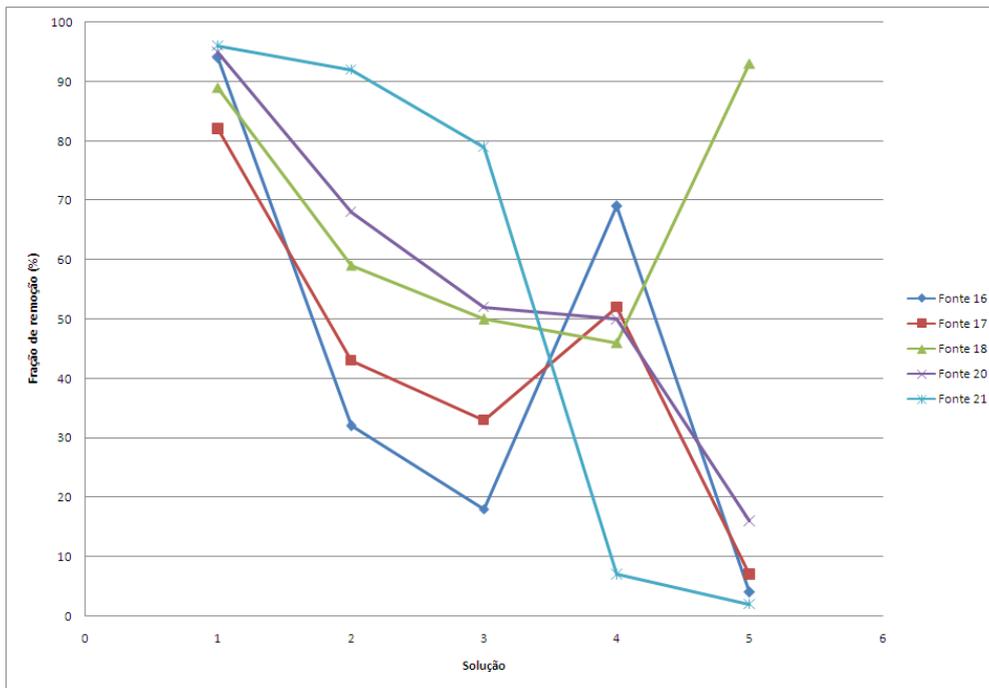


Figura 7 – Soluções selecionadas na frente Pareto – Modelo 1

As restrições dividem o espaço de busca em duas regiões: factível e infactível. Todavia, as soluções pertencentes à frente Pareto devem estar contidas no espaço de decisão factível. As soluções pertencentes à região infactível violam as restrições impostas.

As restrições foram incorporadas no modelo através de um fator penalidade. Este age diretamente no processo, não deixando que a melhor solução infactível seja superior a alguma solução factível da população.

Deste modo, o terceiro modelo de otimização torna-se:

$$F_1 = \sum_{j=1}^F \frac{W_j}{Q_j} (1 - x_j) - R_1 \cdot \left(\frac{1}{F} \cdot \frac{\sum_{j=1}^F |x_j - x_{j'}|}{\sum_{j=1}^F x_j} - 1 \right)$$

Maximizar (10)

$$F_3 = \sum_{i=1}^M DBO_i - DBO_{padr\tilde{a}o} + R_3 \cdot \left(\frac{1}{F} \cdot \frac{\sum_{j=1}^F |x_j - x_{j'}|}{\sum_{j=1}^F x_j} - 1 \right)$$

Minimizar (11)

$$\text{Sujeito a: } 0 \leq x_j \leq 1 \quad \forall j \quad (12)$$

Pela eq. (10) se tratar de uma maximização, foi subtraído o valor da função penalidade. O contrário ocorreu na eq. (11) que, por ser um caso de minimização, foi adicionado o valor da função penalidade. Como Z_1 e Z_3 possuem a mesma ordem de grandeza, os fatores penalidades (R_1 e R_3) devem possuir também a mesma ordem de grandeza das funções objetivo.

A Figura 8 apresenta os resultados de uma simulação do NSGA considerando uma população de 100 soluções, um número de gerações igual a 200, probabilidade de recombinação igual a 1, probabilidade de mutação igual a 0,02, fator penalidade igual a 100. A Figura 9 apresenta as soluções selecionadas como exemplo.

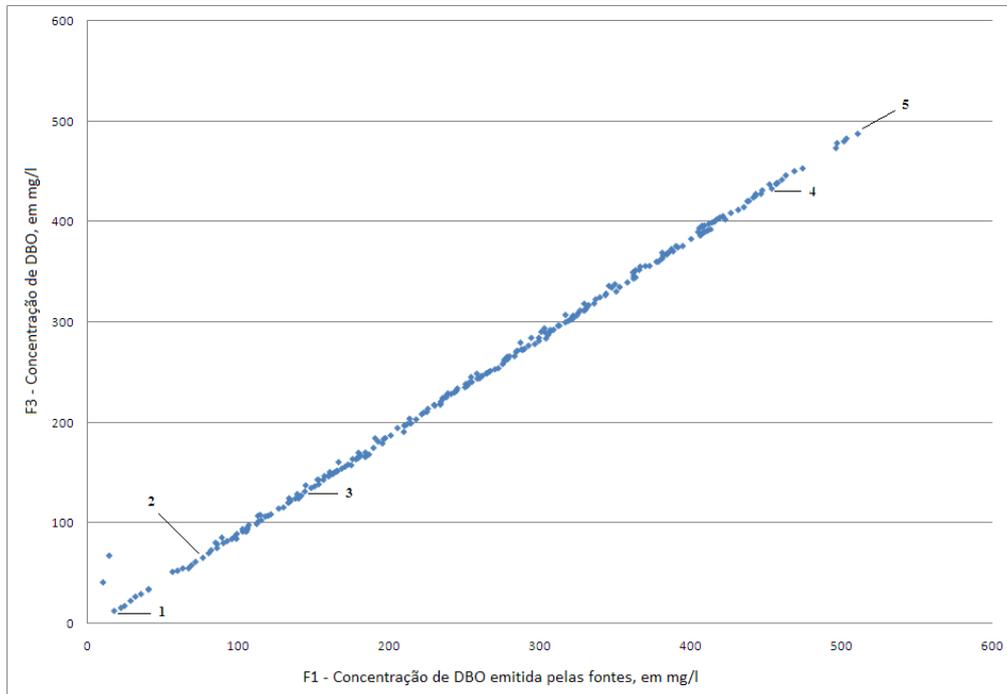


Figura 8 – Relação de compromisso entre as duas funções objetivo – Modelo 2

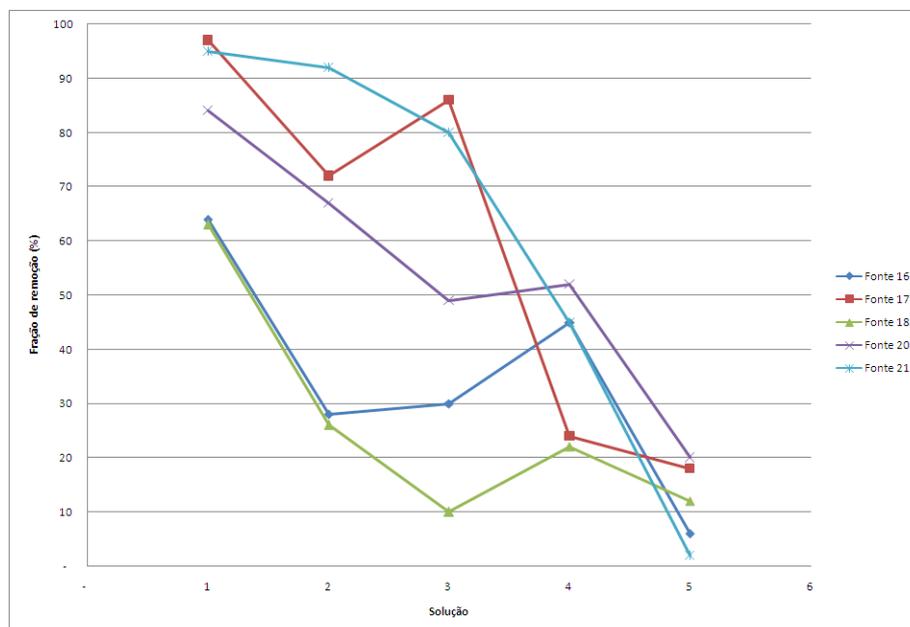


Figura 9 – Soluções selecionadas na frente Pareto – Modelo 2

A frente não dominada apresentada na Figura 8 ilustra que a medida que a magnitude das violações dos padrões de concentração de DBO diminui (F_3 diminui), menor quantidade de poluente deve ser lançado na água (F_1 diminui), conseqüentemente, maior a eficiência de remoção desejável

para cada fonte. A Tabela 5 mostra os valores das funções objetivo e variáveis de decisão apontadas na Figura 8.

Tabela 5 – Soluções de compromisso e variáveis de decisão – Modelo 3

Solução	F₁	F₃	x₁₆	x₁₇	x₁₈	x₂₀	x₂₁
1	17,79	12,90	0,64	0,97	0,63	0,84	0,95
2	76,59	65,78	0,28	0,72	0,26	0,67	0,92
3	144,15	131,81	0,30	0,86	0,10	0,49	0,80
4	451,96	437,73	0,45	0,24	0,22	0,52	0,45
5	510,53	488,14	0,06	0,18	0,12	0,20	0,02

Pela análise da Figura 9 e da Tabela 5, a distribuição equitativa das frações de remoção entre as fontes é evidenciada nas soluções 1, 2 e 3. Nelas, as fontes que poluem mais necessitam ter maior eficiência no tratamento de seus poluentes. Os usuários que emitem maior quantidade, em termos de concentração, de DBO são os de número 21 e 17, sendo seguidos pelos de número 20, 16 e 18.

A solução de número 2 do primeiro modelo (Figura 7) e a de número 3 do segundo modelo (Figura 9) possuem aproximadamente a mesma relação de compromisso entre suas funções objetivo. As variáveis de decisão encontradas para a primeira refletem o que já foi discutido com relação ao primeiro modelo, ou melhor, os usuários localizados mais a montante do rio possuem maior folga na quantidade de efluentes que eles podem lançar. Os usuários localizados mais a jusante devem tratar mais seus efluentes, uma vez que outros usuários já prejudicaram a qualidade da água.

Com relação à solução de número 3 (Modelo 2), considerando a distribuição equitativa e a localização das fontes poluidoras, são os usuários que emitem maior concentração de DBO que devem ter melhor eficiência de remoção.

Comparando agora a solução de número 1 de ambos os modelos, percebe-se que, para o Modelo 1, não ocorre explicitamente a situação de que os usuários mais à montante possuem maior folga em relação a suas frações de remoção, mas deve ser lembrado que esta solução reflete a situação de melhor compromisso com relação à qualidade da água, portanto, todas as fontes devem tratar o máximo possível para que menos efluente seja lançado na água. Já para o Modelo 2, ainda prevalece a situação de que os usuários que poluem mais devem tratar mais, além do fato de que as frações de remoção para as fontes que emitem menor quantidade de DBO são menores das que se comparadas com o primeiro modelo.

A solução de número 4 de ambos os modelos também possuem aproximadamente o mesmo compromisso com relação às suas funções objetivo (valores próximos de Z_1 e F_1 e Z_3 e F_3). No

primeiro modelo, exige-se que as fontes mais a montante tratem mais seus efluentes, dando uma folga para a fonte de número 21, responsável pela maior carga de DBO lançada no rio. No segundo modelo, considerando a medida de equidade, os valores das variáveis de decisão variam de 22% a 52%, já no segundo, esses valores variam de 7% a 69%.

À medida que se caminha para a melhor solução de compromisso com relação à função objetivo F_1 , ou seja, permite-se que mais efluente seja lançado em detrimento das violações no padrão de qualidade da água, há maior folga para todos os usuários e a distribuição equitativa não é evidenciada. Vários autores que aplicaram índice de equidade também observaram esse fato (YANDAMURI *et al.*, 2006 e MURTY *et al.*, 2006).

5. CONCLUSÕES

Sem a consideração de uma medida de equidade, a tentativa de maximizar a quantidade de efluentes lançados resultaria numa alocação de grandes quantidades de efluentes passíveis de serem lançados pelos usuários localizados mais a montante do rio, enquanto que os usuários à jusante deveriam tratar seus efluentes com um nível máximo de eficiência.

O modelo restrito apresentou soluções diferentes no espaço decisão das que foram encontradas para o primeiro modelo. A distribuição equitativa foi demonstrada no fato de que fontes que poluem mais devem tratar mais seus efluentes, independente de sua localização ao longo do curso d'água.

As soluções apresentadas pela otimização demonstram e comprovam os conflitos existentes e a competição entre os critérios considerados. Depois de identificadas as soluções não dominadas, a complexidade do problema se deve à escolha da melhor solução dentre um conjunto de boas soluções.

A escolha dos algoritmos genéticos deveu-se às principais vantagens do método, como: não é necessário atribuir valores iniciais às variáveis de decisão, são capazes de otimizar um grande número de variáveis, podem trabalhar com variáveis de decisão discretas e funções contínuas, utilizam informação apenas da função objetivo, são de fácil implementação, são adaptados ao problema de otimização multiobjetivo por realizarem a busca a partir de uma população de pontos e não a partir de um único ponto, e pela habilidade de manter múltiplas soluções em uma única simulação e pela facilidade em se explorar regiões do espaço através do princípio da recombinação e mutação.

Uma das principais dificuldades na utilização dos AGs é determinar parâmetros de entrada adequados (dimensão da população, número máximo de gerações, probabilidade de recombinação e

probabilidade de mutação) de forma a garantir a obtenção de uma frente não dominada. Nesse caso, deve ser feita uma análise estatística ou de sensibilidade.

A otimização multiobjetivo fornece maior flexibilidade ao tomador de decisão, uma vez que uma diversidade de alternativas é produzida e todas elas representam as melhores soluções para o problema em análise. Para que a implementação da política escolhida se torne viável, é necessária a aceitação dos usuários envolvidos. Desta forma, uma medida de equidade é fundamental, pois define a distribuição equitativa da responsabilidade econômica para o controle da poluição.

BIBLIOGRAFIA

ALBERTIN, L. L. (2008). *Técnica de gerenciamento da qualidade hídrica superficial baseada na otimização multiobjetivo*. 193 f. Tese (Doutorado em Ciências da Engenharia Ambiental) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2008.

BARTH, F. T. (1987). “*Fundamentos para gestão de recursos hídricos*”. In: BARTH, F. T. et al. Modelos para gerenciamento de recursos hídricos. Coleção ABRH de recursos hídricos. São Paulo, Nobel/ABRH, p. 1-86.

CARRIJO, I. B. (2004). *Extração de regras operacionais ótimas de sistemas de distribuição de água através de algoritmos genéticos multiobjetivo e aprendizado de máquina*. 216 f. Tese (Doutorado em Hidráulica e Saneamento) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2004

CHAPRA, S. C.; PELLETIER, G.; TAO, H. (2005). 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.

CHEUNG, P. B. (2004). *Análise de reabilitação de redes de distribuição de água para abastecimento via algoritmos genéticos multiobjetivo*. 268 f. Tese (Doutorado em Hidráulica e Saneamento) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2004.

COMITÊ DAS BACIAS HIDROGRÁFICAS DOS RIOS PIRACICABA, CAPIVARI E JUNDIAÍ. Relatório da situação dos recursos hídricos das bacias hidrográficas dos rios Piracicaba, Capivari e Jundiaí. Volumes I, II, III e IV, 2004.

COMPANHIA DE TECNOLOGIA DE SANEAMENTO AMBIENTAL. Base de dados para modelagem matemática de qualidade da água do Rio Atibaia. Diretoria de Recursos Hídricos e Engenharia Ambiental – Departamento de Recursos Hídricos e Assistência Técnica – Divisão de Qualidade das Águas – Setor de Hidrologia. 42 p. Março, 1999.

GOLDBERG, D. E. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Reading, Mass.: Addison-Wesley Pub. Co.

MURTY, Y. S. R.; BHALLAMUDI, S. M.; SRINIVASAN, K. (2006). “*Non-uniform flow effect on optimal waste load allocation in rivers*”. Water Resources Management, Dordrecht, v. 20, p. 509-530.

LACERDA, E. G. M.; CARVALHO, A. C. P. L. F. (1999). “*Introdução aos algoritmos genéticos*”. In: GALVÃO, C. O.; VALENÇA, M. J. S. (Org.). *Sistemas inteligentes: aplicações a recursos hídricos e ciências ambientais*. Porto Alegre: Ed. Universidade/UFRGS/ABRH, p. 97 – 150.

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

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

SRINIVAS, K.; DEB, K. (1995). “*Multiobjective optimization using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms*”. *Evolutionary Computation*, New York, v. 2, n. 3, p. 221-248.

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