



Avaliação de Técnicas de Tratamento de Restrições em um Algoritmo Evolucionário Multiobjetivo na Alocação da Vazão Excedente em Bacias Hidrográficas

Evaluation of Treatment Techniques Restrictions on a Multiobjective Evolutionary Algorithm on Allocation of Surplus Flow in Watershed

Fagner França da Costa^{1*}; Érica Cristine Medeiros Nobre Machado²; Simone Nóbrega Ribeiro³; Wanessa Dunga de Assis⁴ e Paloma Mara de Lima Ferreira⁵

Resumo: Vazão excedente pode ser definida como o volume de água em uma bacia hidrográfica que excede o volume outorgável, o qual, por sua vez, é definido com base em critérios bastante restritivos de modo a permitir o atendimento do volume outorgado mesmo em períodos de estiagem. Trabalhos recentes têm proposto a alocação desta vazão excedente entre os usuários, minimizando os prejuízos decorrentes da não utilização da mesma. Algoritmos evolucionários multiobjetivo têm se destacado na otimização de problemas complexos e diversas técnicas têm sido desenvolvidas para considerar as restrições específicas do problema e melhorar o seu desempenho. Neste trabalho utilizamos o algoritmo evolucionário multiobjetivo SPEA2 para alocar a vazão excedente em uma bacia hidrográfica e analisamos o ganho de desempenho obtido pela introdução de técnicas de tratamento das restrições neste algoritmo. Os resultados demonstram a importância da utilização das técnicas de tratamento das restrições, sobretudo da utilização dos operadores direcionados.

Palavras-chave: Vazão excedente, otimização multiobjetivo, técnicas de tratamento das restrições.

Abstract: Surplus flow can be defined as the volume of water in a river basin exceeds the grantable volume, which, in turn, is defined based on very strict criteria in order to allow the volume of care granted even in periods of drought. Recent studies have proposed the allocation of this surplus flow between users, minimizing losses due to not using it. Multiobjective evolutionary algorithms have been highlighted in the optimization of complex problems and various techniques have been developed to consider the specific constraints of the problem and improve their performance. In this work it was used the multi-objective evolutionary algorithm SPEA2 to allocate the excess flow in a watershed and analyze the performance gain obtained by the introduction of treatment techniques of restrictions in this algorithm. These results demonstrate the importance of using the restriction processing techniques, particularly directed to the use of the operators.

Keywords: Surplus flow, multi-objective optimization, treatment techniques restrictions.

*Autor para correspondência

Recebido em 02/09/2014 e aceito em 11/11/2014

¹Graduado em Engenharia Ambiental – Universidade Federal de Campina Grande – UFCG/CCTA, Campus Pombal PB - Rua Jairo Vieira Feitosa, n 1770, Bairro dos Pereiros, CEP: 58.840.000. E-mail: fagnerengenheiroambiental@gmail.com

²Engenheira Civil. Professor. Doutor. Unidade Acadêmica de Ciências e Tecnologia Ambiental, UFCG, Pombal, PB, E-mail:erica@ccta.ufcg.edu.br

³Graduada em Engenharia Ambiental – Universidade Federal de Campina Grande – UFCG/CCTA, Campus Pombal PB - Rua Jairo Vieira Feitosa, n 1770, Bairro dos Pereiros, CEP: 58.840.000. E-mail: simonenobrega2@gmail.com

⁴Graduada em Engenharia Ambiental – Universidade Federal de Campina Grande – UFCG/CCTA, Campus Pombal PB - Rua Jairo Vieira Feitosa, n 1770, Bairro dos Pereiros, CEP: 58.840.000. E-mail: w_dunga@hotmail.com

⁵Graduada em Engenharia Ambiental – Universidade Federal de Campina Grande – UFCG/CCTA, Campus Pombal PB - Rua Jairo Vieira Feitosa, n 1770, Bairro dos Pereiros, CEP: 58.840.000. E-mail: paloma_mara@hotmail.com.br

INTRODUÇÃO

O crescimento populacional e o desenvolvimento econômico verificados nas últimas décadas têm feito com que a água se torne um recurso cada vez mais precioso, escasso e disputado em praticamente todo o mundo, haja vista que, a água é um bem natural e essencial ao ser humano, ao desenvolvimento econômico, e colabora para a preservação do meio ambiente (MOREIRA, 2001).

No Brasil, a outorga é o instrumento de alocação de água entre os diversos usos da bacia hidrográfica, e deve buscar a distribuição da água de modo a atender as necessidades ambientais, econômicas e sociais; reduzir ou eliminar conflitos entre usuários e possibilitar o atendimento das demandas futuras (SILVA e MONTEIRO, 2004). Contudo, os critérios de determinação da vazão máxima outorgável são bastante restritivos, o que provoca descontentamentos e gera conflitos. Além de basear-se em critérios restritivos, a própria variabilidade do clima impõe modificações nas disponibilidades hídricas, de modo que, em períodos de vazões superiores à outorgável, há um excedente de vazão que fica indisponível para a produção de riquezas sociais (MACHADO, 2011).

A sustentabilidade hídrica do sistema depende de um planejamento integrado eficiente e racional da alocação das disponibilidades hídricas entre os seus múltiplos usos e, atualmente, métodos de otimização estão entre os instrumentos mais apropriados para efetuar tais análises (SANTOS et al., 2011). A maioria dos algoritmos evolucionários multiobjetivos se baseia no conceito de dominância de Pareto. Tais algoritmos têm se destacado na resolução de problemas complexos por serem menos suscetíveis à forma ou continuidade da Fronteira Pareto e por adaptar-se bem com descontinuidades e concavidades nessa fronteira (COELLO, 2006).

Além disso, em cada iteração, o algoritmo evolucionário utiliza uma população de soluções ao invés de uma única solução. Logo, o resultado de um algoritmo evolucionário também é uma população de soluções, tornando esse algoritmo ideal para ser utilizado em um problema multiobjetivo (DEB, 2001). Ressalta-se ainda, em tais algoritmos, a facilidade de incorporação nos seus operadores, de duas técnicas necessárias para melhorar o desempenho de qualquer método de otimização: a técnica de *exploration*, que consiste em explorar pontos distintos no espaço de busca, e a técnica de *exploitation*, que consiste em utilizar as informações presentes nas soluções já encontradas para guiar a busca.

Neste sentido o objetivo deste trabalho foi analisar a viabilidade da incorporação de algumas dessas técnicas a um algoritmo evolucionário multiobjetivo utilizado para alocação da vazão excedente em bacias hidrográficas.

MATERIAL E MÉTODOS

Área de estudo

O trabalho foi realizado na bacia hidrográfica do rio Gramame localizada na região litorânea sul do Estado da Paraíba, e que é responsável por aproximadamente 70% do abastecimento da região metropolitana de João Pessoa, que está localizada fora dos limites geográficos da bacia. Para a realização deste estudo foi adotada a discretização da bacia

em dez pontos de referência (Figura 1), cujas respectivas vazões de referências foram baseadas no Plano Diretor de Recursos Hídricos da Bacia (SEMARH, 2000).

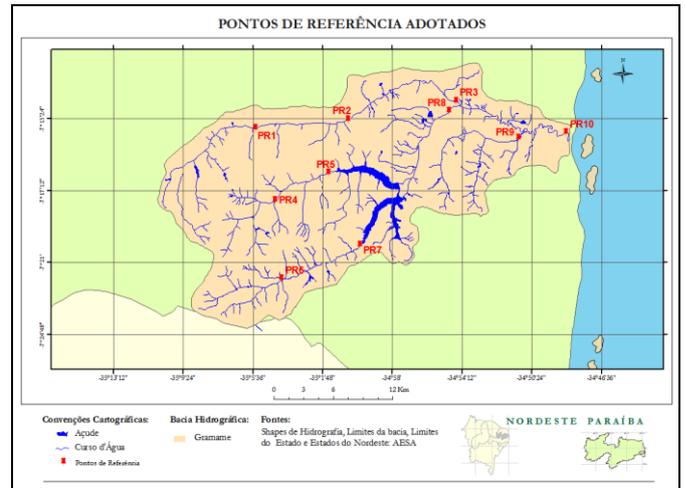


Figura 1 – Pontos de referência adotados.

Fonte: (MACHADO, 2011).

A Bacia Hidrográfica do rio Gramame pertence à Sub Bacia 39 da Região Hidrográfica Atlântico Nordeste Oriental, a qual abrange uma dezena de pequenas bacias costeiras, caracterizadas pela pequena extensão e vazão de seus corpos d'água (MACHADO, 2011). Ela está localizada na região litorânea sul do Estado da Paraíba, próxima à capital João Pessoa, entre as latitudes 7°11' e 7°23' Sul, e as longitudes 34°48' e 35°10' Oeste (NUNES, 2012), abrangendo os municípios de Alhandra, Conde, Crus do Espírito Santo, João Pessoa, Pedras de Fogo, Santa Rita e São Miguel de Taipu (MACHADO, 2003 apud NUNES, 2012).

Cerca de 70% do abastecimento de água da grande João Pessoa é oriunda da Bacia do rio Gramame, através da barragem Gramame Mamuaba, com capacidade de 56,4 milhões de m³ e área de 589,1km². As nascentes, difusas e pontuais, localizam-se na área rural do município de Pedras de Fogo, se estendendo até a praia de Barra de Gramame, entre os municípios de João Pessoa e Conde (NUNES, 2012).

Para a realização deste estudo foram considerados os pontos de cálculo definidos pelo Plano Diretor de Recursos Hídricos da Bacia (SEMARH, 2000), que para facilitar o desempenho do trabalho cada trecho analisado foi nomeado de pontos de referências (PR). Diante disso foram definidas dez regiões distintas, que são drenadas por um ponto de referência, cujas respectivas vazões de referências foram estabelecidas da seguinte maneira (MACHADO, 2011): 1) para os pontos de referência PR1, a PR7 e o PR9: vazão de referência estimada pelo Plano Diretor de Recursos Hídricos da bacia nos pontos de cálculo correspondentes; 2) para o PR8, a jusante do reservatório Gramame Mamuaba: vazão regularizada pelo reservatório com 98% de garantia estimada pelo Plano Diretor de Recursos Hídricos da bacia; 3) para o PR10, exutório da bacia: somatório das vazões de referência dos pontos de referência PR3, PR8 e PR9.

A vazão outorgada em cada ponto de referência foi definida como o valor máximo entre a vazão outorgável e o valor efetivamente outorgado pelo órgão gestor, sendo que, nos casos em que as demandas outorgadas atuais são

superiores à outorgável, este excesso foi convertido em vazão adicional requerida, sendo distribuída a usuários característicos do trecho, e cujo valor alocado é o objeto de otimização do algoritmo proposto. Além disso, usuários significativos de irrigação apresentados no PDRH da bacia e não outorgados ainda, bem como prováveis novos usuários que podem vir a se instalar nos pontos de referência, também foram considerados como vazão adicional requerida, conforme critérios utilizados em MACHADO (2011). Para a vazão ecológica foi utilizado o valor equivalente a 10% da vazão de referência, que variava por trecho (Tabela 1).

Para determinação da vazão excedente a ser alocada considerou-se como dado de entrada a informação de previsões probabilísticas de precipitação para um ano de planejamento classificado como chuvoso, considerando-se as seguintes probabilidades de chuva: precipitação característica de ano seco (P_s) de 10%; precipitação característica de ano normal (P_n) de 10% e precipitação característica de ano chuvoso (P_{ch}) de 80%. A partir destas probabilidades, foi utilizado o método de reamostragem estatística proposto por CROLEY (1996 apud GALVÃO, 1999), o qual utilizou estas

previsões categorizadas probabilísticas de precipitação para geração de uma série sintética, também de precipitação, com duração de 1.000 anos. Esta série sintética é obtida repetindo-se os registros da série histórica de precipitação de tal modo que a série sintética obedeça às probabilidades de ocorrência estabelecidas na previsão. Com a série sintética, assim como utilizado em MACHADO (2011), foi definido o valor previsto de vazão em cada ponto de referência da seguinte forma: toma-se a precipitação mensal prevista pela média aritmética da precipitação do referido mês de todos os anos da série sintética originada; divide-se esta precipitação mensal prevista pela precipitação mensal média histórica originando um coeficiente de afluência; multiplica-se o coeficiente de afluência mensal pela vazão mensal média histórica em cada ponto de referência para estimativa da vazão mensal prevista.

Considerou-se ainda no reservatório principal da bacia, o Gramame Mamuaba um modelo simplificado de operação, considerando como aporte as vazões remanescentes dos trechos a montantes e a precipitação prevista; e, como retiradas, a evaporação, a vazão outorgável do reservatório e o volume extravasado, quando ocorre.

Tabela 1- Vazões características dos pontos de referência adotados.

Ponto de referência	Vazão de referência (l/s)	Vazão outorgável (l/s)	Vazão outorgada (l/s)	Vazão Ecológica (l/s)
PR1	150,0	135,0	6,0	15,0
PR2	250,0	225,0	97,7	25,0
PR3	580,0	522,0	1.865,7	58,0
PR4	150,0	135,0	8,2	15,0
PR5	430,0	387,0	465,8	43,0
PR6	55,0	49,5	89,2	5,5
PR7	300,0	270,0	1.160,7	30,0
PR8	3.130,0	2.817,0	2.668,1	313,0
PR9	250,0	225,0	382,1	25,0
PR10	3.960,0	3.564,0	4.926,8	396,0

Método de otimização

O método de otimização utilizado foi o *Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2* (SPEA2) (ZITZLER et al., 2001) e a solução de alocação foi representada, através de números reais, em uma matriz bidimensional (tempo x usuário) contendo n colunas, uma para cada mês do período em análise, e nu linhas, uma para cada usuário (Figura 2).

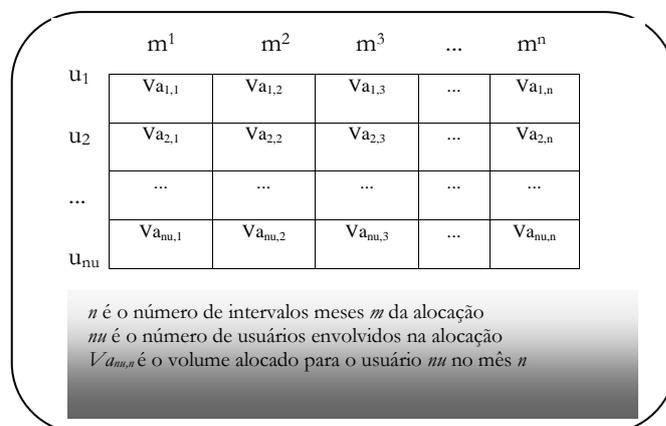


Figura 2 – Representação da solução.

Fonte: (MACHADO e GALVÃO, 2012).

Para geração de cada solução que compõe a população inicial, o volume disponível para alocação em cada trecho, uma vez conhecido, é distribuído através de um fator de proporção, conforme apresentado nas Equações 1 e 2.

$$V_{a_{u,m}} = \min(V_{r_{u,m}} \cdot p_{u,m} \cdot q_c \cdot V_{d_{c,m}}) \quad (1)$$

$$p_{u,m} = \frac{p_{u,m}^*}{\sum_{u=Uini_c}^{Ufim_c} p_{u,m}^*} \quad (2)$$

Onde:

- $V_{a_{u,m}}$ é o volume alocado para o usuário u no mês m ;
- $V_{r_{u,m}}$ é o volume requerido pelo usuário u no mês m ;
- $p_{u,m}$ é a proporção de alocação do usuário u no mês m ;
- q_c é o coeficiente de alocação para o ponto de referência c ;
- $V_{d_{c,m}}$ é o volume disponível no ponto de referência c no mês m ;
- $p_{u,m}^*$ é um número aleatório, contido no intervalo $[0,1]$ gerado para o usuário u no mês m ;
- $Uini_c$ é usuário inicial do ponto de referência c ;
- $Ufim_c$ é usuário final do ponto de referência c .

Foram consideradas duas funções objetivo de otimização. A Função objetivo 1, de ordem técnica, é uma função de maximização da satisfação do usuário, por tentar aproximar o volume alocado o tanto mais próximo quanto possível do requerido, ao mesmo tempo em que considera a eficiência do uso da água e prioridades diferentes de acordo com o tipo de uso da água, tal como apresentado na Equação 3.

$$FO1_{MAX} = \frac{\sum_{c=1}^{nPR} \left[\frac{\sum_{u=UINI_c}^{UFIM_c} \left(\frac{\sum_{m=1}^{nm} V_{a_{u,m}} \cdot P_{u,m} \cdot U_{u,m}}{V_{r_{u,m}}} \right)}{nuc} \right]}{nPC} \quad (3)$$

Onde:

- nPR é o número de pontos de referência de captação na bacia;
- nuc é o número de usuários vinculados ao ponto de referência de captação c ;
- $UINI_c$ é o índice do usuário inicial do ponto de referência de captação c ;
- $UFIM_c$ é o índice do usuário final do ponto de referência de captação c ;
- $V_{a_{u,m}}$ é o volume adicional alocado para o usuário u no mês m [m^3];
- $V_{r_{u,m}}$ é o volume adicional requerido pelo usuário u no mês m [m^3];
- nm é número de meses do período da análise;
- P_u é o coeficiente de priorização do uso da água, valor variável de 0 a 1, onde 1 consiste no uso mais prioritário e 0 ao uso menos prioritário. Sendo adotado neste trabalho: Abastecimento urbano igual a 1,00; Irrigação igual a 0,70 e o Industrial igual a 0,80.
- CEU_u é o coeficiente de eficiência do uso da água pelo usuário, valor variável de 0 a 1, onde 1 consiste no uso

mais eficiente, sem perdas na utilização da água. Foram considerados os seguintes critérios: Irrigação dividida em três subgrupos: aspersão convencional móvel com seu valor sendo 0,70, pivô central igual a 0,80 e aspersão com canhão gigante igual a 0,65; Abastecimento urbano igual a 1,00 e o Industrial igual a 0,50.

A Função objetivo 2, de ordem ambiental, busca a minimização da emissão de poluentes, através da maximização da aproximação da concentração resultante da mistura (considerada como instantânea e completa) com a concentração máxima admissível (Equação 4).

$$FO2_{MAX} = \begin{cases} \frac{\sum_{pl=1}^{nPI} \left(\frac{C_{res_{pl,m}} - C_{adm_{pl,m}}}{C_{res_{pl,m}}} \right)}{nPI} & \text{se, } C_{res_{pl,m}} > C_{adm_{pl,m}} \\ \frac{\sum_{pl=1}^{nPI} \left(\frac{C_{adm_{pl,m}} - C_{res_{pl,m}}}{C_{adm_{pl,m}}} \right)}{nPI} & \text{se, } C_{adm_{pl,m}} \geq C_{res_{pl,m}} \end{cases} \quad (4)$$

Onde:

- nPI é o número de pontos de referência de lançamento de efluentes na bacia hidrográfica;
- $C_{res_{pl,m}}$ é a concentração resultante de DBO₅ no ponto de referência de lançamento pl [mg/l];
- $C_{adm_{pl,m}}$ é a concentração admissível de DBO₅ no ponto de referência de lançamento pl [mg/l], adotado em 10 mg/l de DBO₅ no ponto de referência 3, que é único trecho da bacia em que ocorre lançamento de efluentes.

Descrição das restrições

Neste estudo foram utilizadas como restrições as definidas em MACHADO (2011), as quais estão relacionadas à operação do reservatório, onde se concentram uma boa parte das outorgas de captação, e ao lançamento de poluentes em cursos d'água, e relacionadas a concentração de poluentes admissíveis no corpo hídrico, de modo a preservar a sua classe de enquadramento. Dessa forma, cada solução de otimização é avaliada em relação às restrições apresentadas, e, uma vez que alguma é violada, é acionado um alarme, denominando a solução como inviável. As restrições também são classificadas de acordo com o nível de severidade, que se refere a gravidade do dano causado. As restrições utilizadas e o nível de severidade de cada uma estão descritas a seguir:

- **Sustentabilidade da operação no reservatório:** Definida através da comparação entre o nível final e o inicial do reservatório. Soluções cujo nível final do reservatório seja menor do que 90% do inicial são consideradas inviáveis. Severidade baixa.
- **Nível de reserva no reservatório:** Manutenção de um nível de reserva no reservatório para absorver as incertezas envolvidas e garantir os usos prioritários. Soluções que violem esse volume de reserva (adotado como 40% do volume útil) são consideradas inviáveis. Severidade média.
- **Concentração admissível dos poluentes:** Para usuários de lançamento de efluentes, a carga lançada deve ser diluída na vazão disponível presente no trecho, sem alteração da concentração admissível. Soluções que violem a

concentração admissível são consideradas inviáveis. Severidade alta.

Alternativas de tratamento das restrições

Duas formas gerais de considerar as restrições em métodos de otimizações podem ser definidas (CRAENEN et al., 2005): indiretamente, através da transformação da restrição em uma função objetivo ou da adição de uma função de penalidade; e diretamente, no qual as soluções inviáveis podem ser eliminadas, reparadas ou tratadas através de operadores especiais. Neste estudo, foram definidas alternativas para tratamento das restrições diretamente, as quais foram inseridas no método de otimização em trechos distintos: no operador de seleção dos indivíduos, no preenchimento da população externa, e nos operadores de reprodução.

• Tratamento das restrições no operador de seleção

O operador de seleção utilizado é o de torneio, no qual, tradicionalmente o campeão (indivíduo de melhor aptidão que é selecionado para reprodução) é definido apenas considerando os conceitos de dominância, nos quais são preferíveis os não dominados e, dentre estes, os de melhor aptidão.

Foi considerada neste trabalho, como alternativa, a incorporação do conceito de viabilidade no operador do torneio concomitantemente com os conceitos de dominância, da seguinte forma: 1) entre um indivíduo viável e um inviável, seleciona-se o indivíduo viável; 2) entre dois indivíduos viáveis, seleciona-se aquele de menor aptidão; e 3) entre dois indivíduos inviáveis, seleciona-se aquele em que o ponto de falha (mês de violação da primeira restrição) está mais próximo do final do horizonte de operação e, caso ocorra empate, seleciona-se o indivíduo que violou o alarme de menor severidade; persistindo o empate, seleciona-se o indivíduo de menor valor de aptidão.

• Tratamento das restrições no preenchimento da população externa

O preenchimento da população conforme tradicionalmente realizado no SPEA2 considera apenas os conceitos de dominância, ou seja, selecionam-se em cada iteração do algoritmo os indivíduos não dominados para compor a população externa, de onde serão selecionados os indivíduos para reprodução. Neste trabalho foi avaliado também, como alternativa, um procedimento de preenchimento que prioriza os indivíduos viáveis (aquela em que não ocorre nenhuma violação das restrições) em relação aos inviáveis (onde ocorre alguma violação nas restrições) e, dentre os inviáveis, prioriza aqueles em que a violação da restrição é de menor severidade ou ocorre mais tardiamente.

Nessa alternativa, ao invés de selecionar as soluções não-dominadas da população para compor a população externa, selecionam-se as soluções viáveis não-dominadas conforme sugerido por MACHADO (2006).

• Tratamento das restrições nos operadores de reprodução

Foram utilizados tanto operadores tradicionais da literatura quanto operadores denominados direcionados, por

considerar o tipo e severidade da violação da restrição violada em cada indivíduo infactível, adaptados de BRASILEIRO (2005) e MACHADO (2006), que desenvolveram operadores semelhantes para variáveis binárias na otimização da operação de redes de escoamento de petróleo.

A sequência de utilização dos operadores no processo de reprodução está apresentada na Figura 3, sendo que, como o objetivo é verificar a melhora nos resultados da otimização em relação as alternativas de incorporação das restrições incorporadas, em alguns experimentos foram utilizados apenas os operadores tradicionais (Crossover Média – CM seguido da Mutação Uniforme – MU), em outros apenas os operadores direcionados (Crossover Direcionado – CD em paralelo com a Mutação Direcionada – MD) e, em outros, combinações destes operadores.

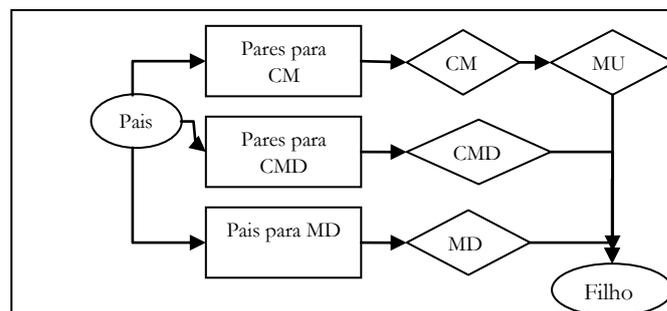


Figura 3 – Sequência de aplicação dos operadores de reprodução.

Fonte: (MACHADO, 2011).

Incorporação de conhecimento no método de otimização

As principais adaptações incorporadas ao método de otimização foi a consideração do conceito de viabilidade das soluções no operador de seleção por torneio e nos operadores de reprodução. Dessa forma, as soluções foram categorizadas em viáveis e inviáveis, sendo que as inviáveis são avaliadas, além das funções objetivo, pelas informações do tipo e severidade da restrição violada.

Na seleção por torneio o campeão (indivíduo de melhor aptidão) é definido considerando concomitantemente os conceitos de viabilidade e de dominância, da seguinte forma: 1) entre um indivíduo viável e um inviável, seleciona-se o indivíduo viável; 2) entre dois indivíduos viáveis, seleciona-se aquele de menor Fitness; e 3) entre dois indivíduos inviáveis, seleciona-se aquele em que o ponto de falha está mais próximo do final do horizonte de operação e, caso ocorra empate, seleciona-se o indivíduo que violou o alarme de menor severidade; persistindo o empate, seleciona-se o indivíduo de menor valor de Fitness.

Em relação aos operadores de reprodução, foram avaliados juntamente com operadores tradicionais da literatura, operadores denominados direcionados, por considerar o tipo e severidade da violação da restrição violada em cada indivíduo infactível, adaptados de BRASILEIRO (2005) e MACHADO (2006), que desenvolveram operadores semelhantes para variáveis binárias na otimização da operação de redes de escoamento de petróleo.

No operador Crossover média (DAVIS, 1991 apud LACERDA e CARVALHO, 1999), cada gene do filho gerado é obtido através da média aritmética dos respectivos genes dos indivíduos pais. Ressalte-se que esta operação apenas será

aplicada caso seja satisfeita a probabilidade definida para este operador, caso contrário, o filho da reprodução será tomado como uma réplica do melhor entre os dois pais, considerando-se os mesmos critérios do operador por torneio na definição do melhor.

Já no Crossover média direcionado, em cada par de pais submetido a este operador, é observada a viabilidade e o ponto de falha mais prematuro entre os dois. Se os dois pais forem viáveis ou se a probabilidade de aplicação deste operador não for satisfeita, nenhuma operação é realizada, sendo o indivíduo filho tomado como uma réplica do melhor indivíduo pai. Por outro lado, quando a probabilidade é atendida, o volume alocado do indivíduo filho até o instante anterior ao ponto de falha mais prematuro é tomado como uma réplica do melhor indivíduo pai, instante a partir do qual o volume alocado é tomado pela média aritmética dos respectivos valores dos indivíduos pais, tal como, crossover média.

O operador de Mutação uniforme (LACERDA e CARVALHO, 1999) age também restrito a uma probabilidade de aplicação, avaliado em cada trecho e mês da bacia hidrográfica, sendo que, quando a mesma não é satisfeita, os genes do indivíduo filho referentes aos volumes alocados naquele trecho/mês permanecem inalterados. Caso contrário os genes do indivíduo filho serão substituídos pelos genes correspondentes de um indivíduo gerado aleatoriamente, da mesma forma como descrito na geração de indivíduos para preenchimento da população inicial.

Já no operador de Mutação direcionada, por sua vez, quando a probabilidade de aplicação não é satisfeita ou quando o indivíduo filho não viola nenhuma restrição, indivíduo filho é tomado como uma réplica do indivíduo pai. Caso contrário, é observado o ponto de falha e o tipo de restrição violada, efetuando ações de reparo específicas para cada restrição, ou seja, alterando o volume alocado, aumentando-o ou diminuindo-o, em intervalos de tempo específicos, no intuito de eliminar a violação da restrição.

Descrição dos experimentos

Em um problema de otimização multiobjetivo, duas metas devem ser atingidas para que o conjunto de soluções não dominadas encontrado seja considerado satisfatório: que suas soluções estejam tão próximas quanto possível da Fronteira de Pareto e que suas soluções sejam tão

Tabela 2 – Descrição dos cenários da primeira etapa.

Metodologia	Preenchimento da população externa	Operador de seleção por torneio	Operadores de reprodução
1	Sem considerar a viabilidade	Sem considerar a viabilidade	CM e MU
2	Considerando a viabilidade	Sem considerar a viabilidade	CM e MU
3	Sem considerar a viabilidade	Considerando a viabilidade	CM e MU
4	Sem considerar a viabilidade	Sem considerar a viabilidade	50% CMD e 50% MD
5	Considerando a viabilidade	Considerando a viabilidade	CM e MU
6	Considerando a viabilidade	Considerando a viabilidade	50% CMD e 50% MD
7	Considerando a viabilidade	Considerando a viabilidade	40% CMD, 20% MD e 40% CM

diversificadas quanto possível. A primeira meta é similar à desejada na otimização de um único objetivo, a qual se dedica a encontrar o ótimo global do sistema, enquanto que a segunda é específica para otimização multiobjetivo, e é requerida para que seja garantida a diversidade de soluções de compromisso entre todos os objetivos (MACHADO, 2011).

Neste trabalho a proximidade da Fronteira Pareto foi avaliada graficamente, através da disposição das soluções otimizadas de melhor aptidão obtidas em um espaço de busca que contém a Fronteira Pareto de soluções viáveis e a Fronteira Pareto de soluções inviáveis obtidas pela enumeração Semi Exaustiva de 50.000 soluções geradas aleatoriamente.

A análise do desempenho foi realizada duas etapas sequenciais. Na primeira etapa em sete metodologias distintas, alternou-se entre o método de otimização SPEA2 conforme originalmente definido e utilizando os operadores tradicionais de seleção e reprodução e as alternativas de tratamento das restrições incorporadas neste método, as quais consideram a viabilidade dos indivíduos. A descrição das metodologias está apresentada na Tabela 2.

Em todos as metodologias descritas cada execução da otimização foi realizada cinco vezes, de modo a definir os valores das métricas de otimização com os valores médios de cada execução. Além disso, foram mantidos invariáveis os parâmetros de controle do algoritmo evolucionário, os quais foram: tamanho da população (200 indivíduos); dimensão da população externa (50% da população); probabilidade de crossover médio (CM 80%); probabilidade de crossover médio direcionado (CMD 80%); probabilidade de mutação direcionada (MD 30%); e o critério de parada (300 gerações).

A segunda etapa visou realizar variações nestes parâmetros de controle, com o propósito avaliar possíveis melhorias de desempenho e definir os melhores parâmetros de controle a ser utilizado no processo de otimização. Nesta segunda etapa foi utilizado como base apenas a metodologia da etapa anterior que apresentou melhores resultados, de acordo com as métricas definidas sendo adicionado nela variações nos parâmetros de controle, definindo novos cenários, conforme descrito na Tabela 3. Logo, em cada cenário da segunda etapa a otimização foi realizada em cinco execuções, sendo que, como existem quatro variações em cada metodologia, a otimização foi executada 20 vezes.

Tabela 3 – Descrição dos cenários da segunda etapa.

Metodologia	Parâmetro avaliado	Variações
8	Tamanho da população	100, 300, 400 e 500 indivíduos
9	Número de gerações	200, 400, 500 e 600
10	Probabilidade de crossover	60%, 70%, 90% e 100%
11	Probabilidade de mutação	5% 10%, 20% e 40%

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Diante dos resultados da análise do espaço de busca resultante da enumeração semi exaustiva foi constatado um cenário onde 97,76% das soluções são inviáveis e apenas 2,24% são soluções viáveis. Percebe-se que a porcentagem de indivíduos inviáveis no espaço de busca do problema é considerável, o que ratifica a importância da utilização de técnicas de tratamento de restrições para melhorar a performance da otimização e agilizar a convergência do algoritmo. A Figura 4 mostra a distribuição espacial destas soluções.

Para determinação de uma solução ótima, a utilização de técnicas de otimização alternativamente à otimização por busca Exaustiva torna-se conveniente quando analisados problemas muito complexos, uma vez que poderiam demandar tempos de processamento inviáveis para a determinação de uma solução ótima global. No entanto, 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, sua aplicação pode ser comprometida devido ao fato de que seu método de busca iterativo é baseado em soluções pretéritas (VALORY et al., 2013).

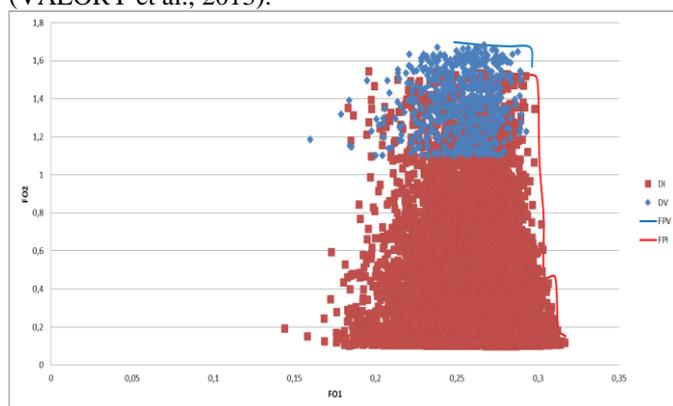


Figura 4 – Caracterização do espaço de busca e Fronteira Pareto (DI= Dominada Inviável; DV= Dominada Viável; FPV= Fronteira Pareto Viável e FPI= Fronteira Pareto Inviável).

Ademais, o equilíbrio entre estas duas técnicas (*exploration* e *exploitation*) contribuem para o sucesso de uma otimização, caracterizado pela proximidade da solução otimizada com a Fronteira Pareto de soluções viáveis e pela diversidade das soluções encontradas. (MACHADO, 2006; MACHADO 2011) demonstrou em seus estudos que a intensificação da técnica de

exploitation aumenta a eficácia do método, mas pode oferecer prejuízos na diversidade. Vale salientar que, a busca pela solução ótima por meio da utilização de Algoritmos Genéticos pode auxiliar no planejamento e gerenciamento de recursos hídricos, especialmente em problemas complexos que envolvem um grande número de variáveis e restrições (CELESTE, A. B.; SUZUKI, K. e KADOTA, A., 2003).

Observa-se da Figura 4 que os valores da Função objetivo 1 variam de 0,15 a 0,30, para as soluções viáveis e de 0,15 a 0,33 para as inviáveis; já a Função objetivo 2, variou de 1,1 a 1,7 nas soluções viáveis e de 0,1 a 1,6 nas inviáveis. Observa-se ainda que as soluções viáveis estão concentradas em região com valores de função objetivo 2 maiores do que 1, ou seja, cuja concentrações resultantes no corpo receptor estão abaixo da máxima permitida. Ademais, é possível perceber que boa parte dos indivíduos inviáveis são não dominados pelos indivíduos viáveis, pois, as soluções viáveis tem melhores valores da Função objetivo 2, enquanto que as soluções inviáveis tem melhores valores da Função objetivo 1, em geral. Logo, é justificável a utilização do conceito de viabilidade em conjunto com o conceito de dominância, pois, se fosse usado apenas o conceito de dominância, seria possível que houvesse uma migração para a Fronteira Pareto de soluções inviáveis, que tem uma extensão bem maior, ao invés da migração para a Fronteira Pareto de soluções viáveis.

Verifica-se na Figura 5 que, de forma geral, em relação ao critério eficácia da otimização, além da metodologia 4 (que ultrapassou a Fronteira Pareto de soluções viáveis), as metodologias 6 e 7 também conseguiram atingir esta fronteira. Ou seja, aquelas metodologias que não consideraram a viabilidade nos operadores de reprodução, mesmo a considerando em outras partes do algoritmo, não obtiveram êxito na otimização, pois suas soluções otimizadas tendem a progredir para a Fronteira Pareto de soluções inviáveis, ao invés das viáveis.

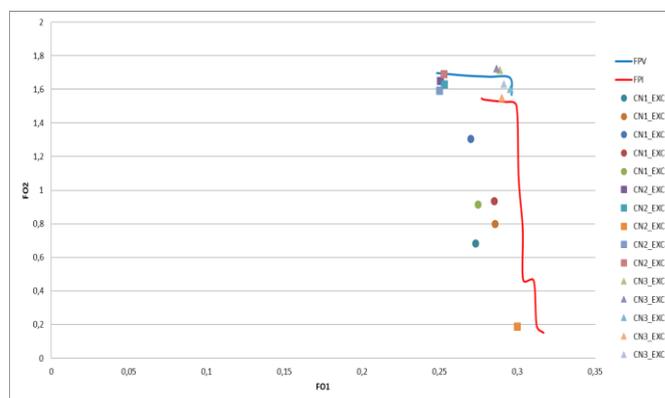


Figura 5 – Disposição no espaço de busca das soluções otimizadas (FPV: Fronteira Pareto Viável; FPI=Fronteira Pareto Inviável).

Tal metodologia considera a viabilidade apenas nos operadores de reprodução, preenchendo a população externa e utilizando o operador de torneio na forma tradicional, de onde se destaca a utilidade da incorporação de conhecimento nos operadores de reprodução a é caracterizada pelo uso concomitante dos operadores tradicionais com os operadores direcionados de onde se conclui que, a utilização da viabilidade da solução apenas no operador de torneio na metodologia 3 não é suficiente para progressão da otimização para a região de viabilidade.

Dessa forma, os experimentos da segunda etapa foram conduzidos tomando como base a metodologia 4.

A Figura 6 mostra graficamente os resultados da metodologia 8, na qual se observa que os valores finais das funções-objetivo nas quatro variações apresentaram pelo menos em uma execução um resultado acima da fronteira Pareto viável, com destaque para os cenários 1 e 2, que ao final da otimização apresentaram os melhores resultados, uma vez que 3 valores de ambos os cenários apresentaram soluções acima da fronteira dos não-dominados viáveis. Ou seja, o aumento do tamanho da população no método de otimização não necessariamente proporcionou um ganho de desempenho nos resultados.

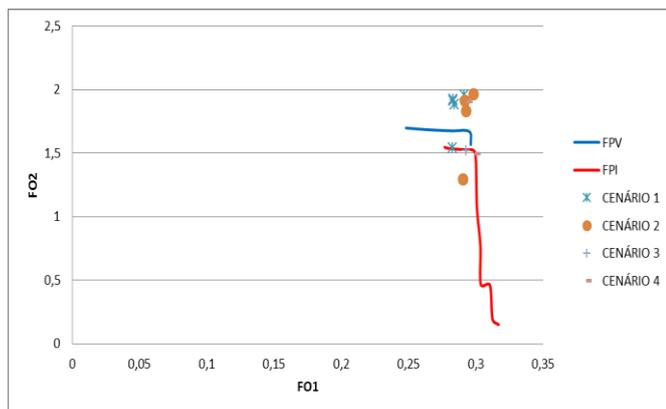


Figura 6 – Disposição no espaço de busca das soluções otimizadas da metodologia 8 (FPV: Fronteira Pareto Viável; FPI= Fronteira Pareto Inviável).

A metodologia 9 variou o número de gerações como critério de parada e apresentou os melhores resultados em termos da métrica de convergência na variação 3 e, em termos da métrica de diversidade, na variação 4. Observa-se ainda na análise gráfica da Figura 7 que em todas as variações foram encontradas soluções que ultrapassaram a Fronteira Pareto viável, sendo os melhores resultados obtidos nas variações 1 e 2. Dessa forma, também não se pode atestar ganho no desempenho da otimização com o aumento do número de gerações, visto que, as variações com um maior número obtiveram resultados melhores nas métricas quantitativas e piores nas métricas gráficas.

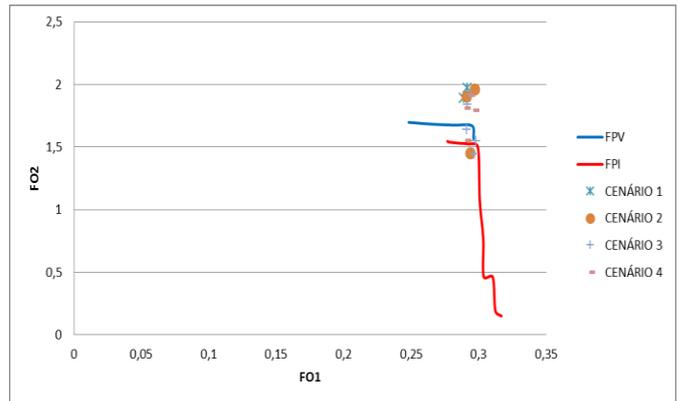


Figura 7 – Disposição no espaço de busca das soluções otimizadas da metodologia 9 (FPV: Fronteira Pareto Viável; FPI= Fronteira Pareto Inviável).

Na análise gráfica da metodologia 10 (Figura 8) os melhores resultados foram constatados nos cenários 2 e 3, uma vez que ambos ao final da otimização atingiram o maior número de soluções (3) acima da fronteira dos não dominados viáveis. O operador de crossover é o operador que confere as características guiadas dos algoritmos evolucionários, diferenciando-os da busca totalmente aleatórias. Logo, está ratificada a importância de se usar altas taxas de probabilidade nestes operadores, sem contudo, utilizar a probabilidade de 100%, a qual não apresentou bons resultados.

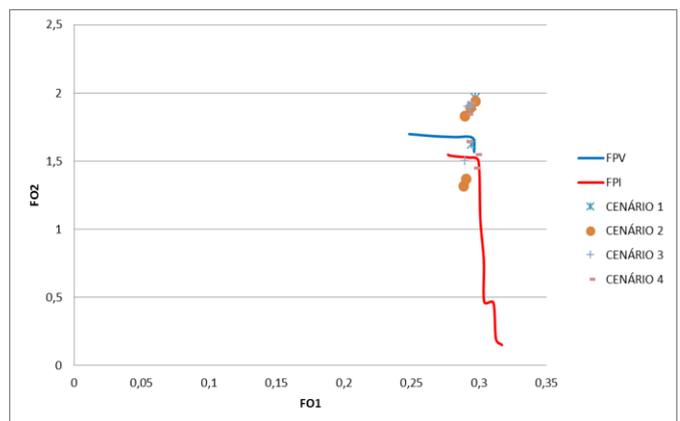


Figura 8 – Disposição no espaço de busca das soluções otimizadas da metodologia 10 (FPV: Fronteira Pareto Viável; FPI= Fronteira Pareto Inviável).

Na análise gráfica (Figura 9), o melhor resultado também foi encontrado foi no cenário 1, pois, ao final da otimização o conjunto de soluções apresentou maior diversidade de indivíduos (5 indivíduos diferentes), sendo que 4 deles atingiu os maiores valores das funções objetivo 1 e 2, ultrapassando a Fronteira Pareto viável.

Na variação 1 da Metodologia 11 se atribuiu um valor relativamente baixo para a probabilidade de mutação (5%), o que também é coerente de acordo com a literatura. O operador de mutação busca explorar mais a diversidade das soluções no espaço de busca do algoritmo, no entanto se o valor atribuído à probabilidade de mutação for baixo demais, ele agirá de forma extremamente parcimoniosa, consequentemente a população não terá diversidade durante

certo número de gerações, estagnando bem rápido devido à convergência genética. Por outro lado, se o operador de mutação receber uma probabilidade alta demais, o algoritmo passará a ter um comportamento mais parecido com um algoritmo aleatório e perderá suas características interessantes (LINDEN, 2012).

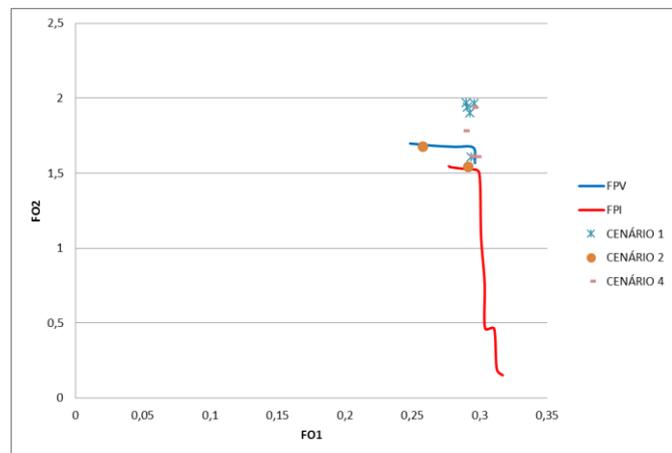


Figura 9 – Disposição no espaço de busca das soluções otimizadas da metodologia 11 (FPV: Fronteira Pareto Viável; FPI= Fronteira Pareto Inviável).

CONCLUSÕES

Destaca-se a importância da incorporação da consideração da viabilidade das soluções no algoritmo evolucionário no problema apresentado, no qual se percebe pelo espaço de busca que as soluções viáveis tem melhores valores da Função objetivo 2, enquanto que as soluções inviáveis tem melhores valores da Função objetivo 1, em geral. Logo, se for considerado apenas o conceito de dominância ocorre uma migração para a Fronteira Pareto de soluções inviáveis, que tem uma extensão bem maior, ao invés da migração para a Fronteira Pareto de soluções viáveis, tal como verificado nas análises.

Em todas as formas de tratamento das restrições consideradas é priorizada a técnica de *exploitation*, que consiste em utilizar as informações presentes nas soluções já encontradas para guiar a busca, neste caso, a informação da viabilidade da solução. Diferentemente do que ocorre na execução do algoritmo da forma tradicional, onde é permitida uma exploração mais ampla do espaço de busca, ou seja, é priorizada a técnica de *exploration*. Concluiu-se que os melhores resultados foram obtidos nas alternativas que utilizam os operadores denominados direcionados como única forma de consideração da viabilidade, ou seja, tal como demonstrado por MACHADO (2006), o equilíbrio entre estas duas técnicas contribuem para o sucesso de uma otimização, caracterizado pela proximidade da solução otimizada com a Fronteira Pareto de soluções viáveis e pela diversidade das soluções encontradas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BRASILEIRO, E. **Um algoritmo genético para otimização do controle em tempo real de redes de escoamento de petróleo**. Dissertação - Programa de Pós Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande-PB, 2005.
- CELESTE, A. B., SUZUKI, K. e KADOTA, A. Algoritmos genéticos para operação ótima de sistemas de recursos hídricos em tempo real. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**. Vol. 8, Nº. 3, p. 71-78, 2003.
- COELLO, C. **Evolutionary multi-objective optimization: a historical view of the field**. In IEEE Computational Intelligence Magazine, vol. 1, number 1, p.28 – 36, 2006.
- CRAENEN, B.; EIBEN, A.; HEMERT, J. **Comparing Evolutionary Algorithms on Binary Constraint Satisfaction Problems**. In IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 7, Nº. 5, 2005.
- DEB, K. **Multi-objective optimization using evolutionary algorithms**. John Wiley e Sons, Ltd., Chichester (England), 518p, 2001.
- GALVÃO, C. O. **Aplicabilidade em recursos hídricos da previsão de precipitação de longo prazo no Nordeste do Brasil**. Tese - Programa de Pós Graduação em Engenharia de Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental, Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre – RS, 1999.
- LACERDA, E.; CARVALHO, A. Introdução aos algoritmos genéticos. In: GALVÃO, C.; VALENÇA, M. (organizadores), **Sistemas inteligentes: Aplicações a recursos hídricos e ciências ambientais**. ABRH, editora UFRGS, Porto Alegre, p. 99 – 150, 1999.
- LINDEN, R. **Algoritmos Genéticos**. 3ª edição. Rio de Janeiro: Editora Ciência Moderna Ltda. 475p, 2012
- MACHADO, E. C. M. N.; GALVÃO, C. O. Alocação Qualiquantitativa de Águas em Bacias Hidrográficas: Metodologia Multiobjetivo Inserida no Contexto da Gestão dos Recursos Hídricos. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**. Vol. 17, Nº. 2, Abr/Jun, p. 213-227, 2012.
- MACHADO, E. C. M. N. **Metodologia multiobjetivo para alocação da vazão excedente em bacias hidrográficas**. Campina Grande: UFCG. 131f. Tese - Programa de Pós Graduação em Recursos Naturais da Universidade Federal de Campina Grande, 2011.
- MACHADO, E. C. M. N. **Operação de redes de escoamento de petróleo utilizando algoritmo genético**

- multiobjetivo.** Campina Grande: UFCG. 161f. Dissertação - Programa de Pós Graduação em Engenharia Civil e Ambiental da Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2006.
- MOREIRA, R. M. **Alocação de Recursos Hídricos em Regiões Semi-Áridas.** Rio de Janeiro: UFRJ, 2001. 119 f. Tese – Programa de Pós Graduação em Ciências em Engenharia Civil, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2001.
- NUNES, E. M. **Poluição Industrial da Bacia do Rio Gramame e Conflito Socioambiental: Análise da Complexidade a Partir dos Atores, Impactos e Perspectivas.** João Pessoa: UFPB. 171 f. Dissertação - Programa de Pós Graduação em Desenvolvimento e Meio Ambiente, Universidade Federal da Paraíba, 2012.
- SANTOS, V. S.; CURTI, W. F.; R. C. e VIEIRA, A. S. Um Modelo de Otimização Multiobjetivo para Análise de Sistema de Recursos Hídricos: II Aplicação. **Revista brasileira de Recursos Hídricos.** Volume 16, n.4, p. 61-71. Out/Dez, 2011.
- SEMARH. **Plano Diretor de Recursos Hídricos da Bacia do rio Gramame.** Governo do Estado da Paraíba, Secretaria Extraordinária do Meio Ambiente, dos Recursos Hídricos e Minerais – SEMARH, 2000.
- SILVA, L. M. C.; MONTEIRO, R. A. **Outorga de direito de uso de recursos hídricos: Uma das possíveis abordagens.** In: Machado, C. J. S. (Org.) - Gestão de Águas Doces. 1 ed. Rio de Janeiro: Interciência, Vol. 1, p. 135-178, 2004.
- VALORY, J. P. L.; FRAUCHES, V. G. L.; REIS, J. A. T. e MENDONÇA, A. S. F. Aplicação combinada de técnicas de otimização e de modelagem de água no processo de seleção de sistemas de tratamento de esgotos. **Anais do XX Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, Bento Gonçalves – RS, 2013. 1 PEN DRIVE.
- ZITZLER, E.; LAUMANN, M.; THIELE, L. **SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm.** Technical report 103, Zürich, Switzerland: Computer Engineering and Network Laboratory (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH), 2001.