

08 a 11 de Outubro de 2018
Instituto Federal Fluminense
Búzios - RJ

PROGRAMAÇÃO DE ESCALAS NA AGRICULTURA IRRIGADA UTILIZANDO O MÉTODO *PARTICLE SWARM OPTIMIZATION* (PSO)

Carla Nascimento Neves¹ – carlanascimentoneves@gmail.com

Kennedy Morais Fernandes² – kennedy.fernandes@ufsb.edu.br

Diego N. Brandão³ – diego.brandao@eic.cefet-rj.br

^{1,2} Universidade Federal do Sul da Bahia, Campus Paulo Freire – Teixeira de Freitas, BA, Brasil

³ Centro Federal de Educação Tecnológica do Rio de Janeiro – Rio de Janeiro, RJ, Brasil

Resumo. *O problema de programação de irrigação (ISP) visa minimizar os custos de água e energia utilizados para a operação dos setores de irrigação, considerando os valores monetários de água e energia elétrica consumidos por estes setores e outras restrições impostas pela empresa de gestão de recursos hídricos. Observando o compartilhamento do recurso hídrico entre diversas propriedades, uma solução para reduzir o consumo de água e energia é a criação de uma escala de horários de funcionamento para os setores de irrigação de tais propriedades, buscando soluções que respeitem as restrições existentes para proteger o ecossistema sem prejudicar a produtividade. Este trabalho apresenta uma nova abordagem para a programação de escalas de horários no ISP por meio do método de otimização por enxame de partículas (PSO - Particle Swarm Optimization). Esta abordagem foi validada a partir de dois diferentes grupos de setores de irrigação e os resultados obtiveram uma escala de horários satisfatória para o ISP, reduzindo o consumo de eletricidade em aproximadamente 40% e o consumo de água em 60%, quando comparado a outros métodos na literatura.*

Palavras-chave: *Particle Swarm Optimization, Programação de horários, Otimização.*

1. INTRODUÇÃO

A agricultura irrigada desenvolveu-se de forma acentuada nos últimos anos, sendo um dos maiores destinos dos recursos hídricos mundiais. No contexto brasileiro, a agricultura irrigada contribui de forma expressiva na expansão e competição do agronegócio, porém a ausência do manejo racional da água nesta atividade é evidente (de Araújo, Arroyo & Leal, 2008; Araújo, 2010; Fernandes *et al.*, 2012a)

De acordo com Araújo (2010), mesmo com o avanço dos sistemas de irrigação, a falta de um programa de manejo que racionalize o uso da água pode levar tudo a perder, seja por desperdício do recurso, seja pela aplicação inadequada deste em cada situação vigente na produção. Para Borges Júnior *et al.* (2008), essa racionalização diz respeito à adequação do manejo da irrigação e do planejamento das estratégias de produção, e devem ser empregadas

práticas que propiciem um desempenho técnico-financeiro otimizado do empreendimento e mitiguem o impacto ambiental causado por esta atividade.

O grande número de variáveis e processos envolvidos para a otimização do manejo da água na agricultura irrigada a tornam uma atividade muito complexa, e isto justifica a necessidade de desenvolvimentos de modelos de simulação como recurso de apoio à decisão. Os modelos computacionais de simulação economizam tempo e também recursos materiais e financeiros, pois a consequência do manejo eficiente é o aumento da produtividade, melhoria da qualidade e a preservação dos recursos naturais envolvidos. (Borges Júnior *et al.*, 2008; Araújo, Arroyo & Leal, 2008; Araújo, Leal & Fernandes, 2011).

Segundo Fernandes *et al.* (2012a), um dos principais fatores a se considerar no desenvolvimento de um planejamento na agricultura irrigada é o compartilhamento do recurso hídrico entre diversas propriedades, que possuem diferentes características de consumo e equipamentos específicos em seus setores de irrigação. Na opinião de Batista (2007), a solução para reduzir o consumo de água e os gastos com energia nesta situação é a criação de uma escala de funcionamento para estes setores.

Neste sentido, o objetivo deste trabalho é desenvolver uma nova abordagem para a programação de escalas de horários na agricultura irrigada com base na otimização por enxame de partículas (Particle swarm optimization – PSO). Esta escala deverá obedecer a restrições quanto ao uso do recurso hídrico e visa minimizar os custos financeiros deste processo e principalmente racionalizar o uso da água para que haja um menor impacto ambiental.

Para tanto, o presente trabalho está dividido da seguinte forma: A seção 2 apresenta a descrição matemática do problema, o processo metodológico com os dados utilizados são apresentados na seção 3, já a descrição detalhada do PSO é apresentada na seção 4. Na seção 5 são apresentados os resultados obtidos. Por fim, a seção 6 apresenta as considerações finais e as perspectivas de trabalhos futuros.

2. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

O escalonamento de horários para funcionamento de setores de irrigação deve buscar soluções que minimizem o consumo de água e energia dos setores envolvidos, respeitando as restrições existentes para proteger o ecossistema sem prejudicar a produtividade.

Conforme Araújo (2010) e Fernandes *et al.* (2012b), os principais parâmetros a serem considerados são: A vazão disponível, que é a vazão máxima de água disponível para os setores definida pela gestora do recurso hídrico; o valor da água, que seria a tarifação em função do volume consumido, e o valor da energia elétrica, já que a irrigação utiliza rede elétrica para o funcionamento de seus equipamentos. Existem horários onde a tarifa da energia elétrica varia entre 40% (tarifa reduzida) a 100% (tarifa normal) do valor cobrado (Fernandes *et al.*, 2012b).

O período de irrigação é trabalhado em horas diárias, então a escala construída deve estar dividida em 24 janelas de tempo, correspondentes às horas do dia (Batista, 2007). Por conseguinte, todos os setores terão seus intervalos de funcionamento distribuídos nessas 24 janelas de tempo da escala.

No controle sobre o volume total de água utilizada, deve-se considerar que cada ponto de irrigação possui um volume de água específico e fixo necessário para seu funcionamento. Desta forma, a soma dos volumes de água utilizada deverá sempre ser menor ou igual à vazão máxima.

Na construção da escala também há a meta de minimizar os custos financeiros com energia elétrica. Este custo reduzido pode ser obtido utilizando os horários em que a tarifa da energia é reduzida e montando a escala de forma que os setores funcionem o maior número possível de horas interruptas, pois como afirmam Araújo, Arroyo & Leal (2008), o custo operacional de ativar e reativar o equipamento de irrigação ao longo do dia se torna muito alto.

Levando em conta essas informações, no modelo de otimização do problema deste trabalho há n setores de irrigação com o tempo de trabalho distribuído em 24 janelas de tempo (hora 0 à hora 23), e a partir disto tem-se o seguinte modelo de programação não linear inteira, proposto por Araújo (2010) e Araújo, Leal & Fernandes (2011).

$$\text{Minimizar } \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^{23} (Ca_j Da_i + Ce_j De_i) X_{ij} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^{23} P_{ij} \quad (1)$$

Sujeito à:

$$\sum_{j=0}^{23} X_{ij} = T_i, i = 1, \dots, n \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^n Da_i X_{ij} \leq V, j = 0, \dots, 23 \quad (3)$$

$$P_{1i} = (Ca_1 Da_i + Ce_1 De_i) X_{i1}, i = 1, \dots, n \quad (4)$$

$$P = (Ca_j Da_i + Ce_j De_i) X_{ij} * (1 - X_{i(j-1)}), i = 1, \dots, n; j = 0, \dots, 23 \quad (5)$$

$$X \in \{0,1\}, i = 1, \dots, n; j = 0, \dots, 23 \quad (6)$$

Onde: n é número total de setores irrigáveis; i representa cada setor; j representa cada janela de tempo; Ca_j é custo da água, na janela de tempo j ; Ce_j é custo da energia elétrica, na janela de tempo j ; Da_i é demanda de água do equipamento de irrigação do setor i ; De_i é a demanda de energia do equipamento de irrigação do setor i ; X_{ij} é a variável binária de decisão, onde, $X_{ij} = 1$ indica que o setor i está sendo irrigado na janela de tempo j , caso contrário, $X_{ij} = 0$; P_{ij} : é a matriz que representa as mudanças do estado (liga/desliga) de alocação do setor i na janela de tempo j . T_i representa o número de horas de irrigação exigidas para o setor i e V representa o volume máximo de água disponível por unidade de tempo para todo o perímetro irrigado.

O modelo apresentado da Eq. (1) à Eq. (6) garante que cada setor tenha as demandas de água e energia atendidas, e que o uso máximo do recurso hídrico não seja consumido além do que é permitido. A função objetivo da Eq. (1) visa minimizar o custo médio da irrigação dos setores, somando os custos provenientes das demandas de água e em cada janela ativa. O custo operacional (matriz P_{ij}) é a forma de penalização somada à Eq. (1), com isso uma escala que tem uma alocação descontínua será mais facilmente descartada pelo método de otimização. Assim a escala formada ficará com o menor número possível de mudanças de estado, minimizando os custos financeiros já citados.

A restrição representada pela Eq. (2) garante que cada setor deve ter a soma das janelas de tempo alocadas igual à sua demanda de horas, e a restrição da Eq. (3) que, em cada janela de tempo, a soma das demandas de água de todos os setores ativos deve ser menor ou igual à vazão disponibilizada V visando que o recurso hídrico não sofra consumo além do permitido.

Nas restrições dadas pelas Eqs. (4) e (5), quando cada setor i iniciar a atividade de irrigação na janela de tempo j , a posição P_{ij} receberá o valor do custo operacional proveniente do reinício da alocação. Quando não houver descontinuidade, P_{ij} será nula. A restrição representada pela Eq. (5) faz com que o modelo se torne não linear, já a Eq. (6) indica que as variáveis de decisão são binárias.

3. PROCESSO METODOLÓGICO PARA A RESOLUÇÃO DO PROBLEMA

Neste trabalho, foram utilizados para o modelo os dados encontrados em Fernandes et. al (2012a): perímetro de irrigação composto por 4 setores em que a vazão máxima de água imposta é de 12 m³/h, o que significa que o volume de água consumido por todos os setores em funcionamento não pode ultrapassar este limite. Os valores de demanda de água, demanda de energia e tempo necessário para irrigação de cada setor estão descritos na Tabela 1.

No problema de irrigação apresentado nas Tabelas 1 e 2, há 4 setores a serem irrigados em 24 janelas de tempo, formando uma matriz X de 4 linhas e 24 colunas, totalizando assim 96 variáveis a serem estimadas.

Tabela 1 - Demandas dos setores de irrigação do problema.

SETOR i	Demanda de água (m^3/h) – Da	Demanda de energia (kWh) – De	Tempo de irrigação (h) – T
1	5	20	12
2	5	10	13
3	2	30	4
4	5	20	20

Tabela 2 – Custos para o uso da energia elétrica do problema.

Horário	Tarifa	Valor
6h às 20h59m	Normal	1 u. m.
21h às 5h59m	Reduzida	0,4 u. m.

A Figura 1 apresenta a disposição inicial destes 4 setores, de acordo com o tempo de irrigação necessário a cada um, conforme a Tabela 1. O primeiro setor está sendo irrigado das 0 às 11 horas. O segundo, das 0 às 12 horas. O terceiro, das 0 às 3 horas. Finalmente, o quarto setor é irrigado das 0 às 19 horas.

JANELA DE TEMPO	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	T_i (horas)
SETOR 1	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■													12
SETOR 2	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■												13
SETOR 3	■	■	■	■																					4
SETOR 4	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■					20
VAZÃO TOTAL (m^3/h)	17	17	17	17	15	15	15	15	15	15	15	15	10	5	5	5	5	5	5	5	0	0	0	0	

Figura 1 - Disposição inicial dos 4 setores. Em azul, os setores que estão sendo irrigados na referida janela de tempo. Em branco, os que não estão sendo irrigados.

Nesta estimativa inicial, todos os setores têm sua demanda de água atendida, garantindo o que se pede na restrição 2. Porém, conforme pode ser visto na Fig. 1 a vazão total dos setores ultrapassou a vazão máxima permitida ($12 m^3/h$) diversas vezes, o que significa que a restrição 3 não foi atendida.

Desta forma, os elementos da matriz X_{ij} , variável binária que indica se o setor está sendo irrigado ou não, devem trocar de posição para que a restrição da Eq. (3) seja atendida sem que o tempo de irrigação dos setores seja alterado. Para indicar quais são as trocas de posição necessárias para que a restrição anteriormente citada seja atendida, será estimado um vetor de 4 valores inteiros, que representam os 4 setores em 24 janelas de tempo na escala de irrigação.

O Algoritmo 1 (Fernandes *et al.*, 2012b), representado no fluxograma da Fig. 2, apresenta uma metodologia para a otimização das vazões dos 4 setores de irrigação apresentados anteriormente, onde o objetivo é obter uma configuração para matriz X_{ij} , em que a vazão em cada janela de tempo (V_{hora}), seja a maior possível, mas sem ultrapassar a vazão máxima permitida, ou seja ($V_{hora} \leq V$).

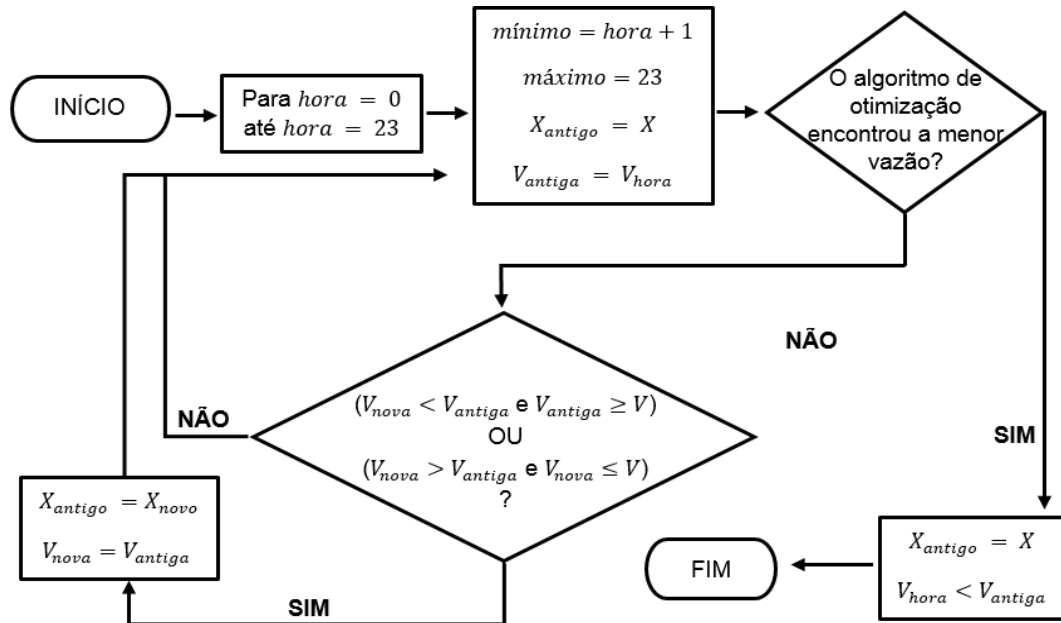


Figura 2 - Fluxograma que descreve o funcionamento do Algoritmo 1 (Otimização das vazões).

A solução que é obtida pelo Algoritmo 1 é viável para o problema descrito pelo modelo apresentado, porém não há como garantir que esta seja a melhor solução. O objetivo deste algoritmo é que a vazão máxima V não seja ultrapassada, porém para o agricultor, outro objetivo importante é atingir o menor custo possível com a irrigação. Para isso, também será utilizado neste trabalho um algoritmo apresentado por Fernandes *et al.* (2012b). Neste segundo algoritmo (Fig. 3), encontramos a mesma metodologia do primeiro, mas também há a finalidade de obter o custo mínimo, sempre verificando se a vazão máxima não foi ultrapassada.

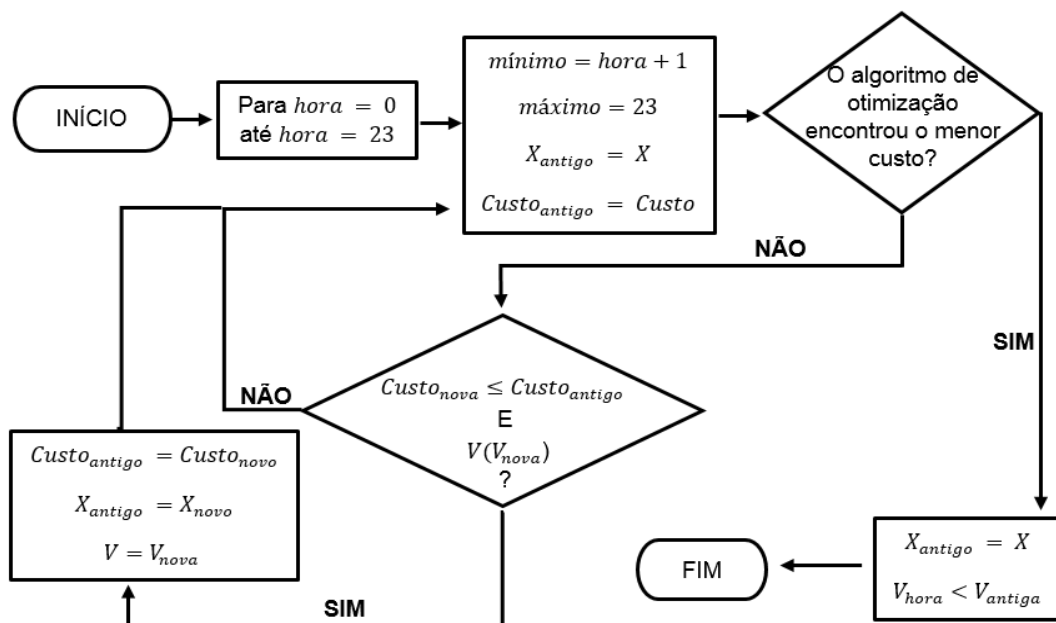


Figura 3 - Fluxograma que descreve o funcionamento do Algoritmo 2 (Otimização do custo).

4. MÉTODO PARTICLE SWARM OPTMIZATION (PSO)

Para resolução dos Algoritmos 1 e 2 apresentados na seção anterior foi utilizado no algoritmo de otimização o método *Particle Swarm Optimization* (PSO) ou otimização por enxame de partículas, que é um método de computação evolucionária desenvolvido em 1995 por James Kennedy, um psicólogo social, e Russell Eberhart, um engenheiro elétrico (Oliveira, Silva & Aloise, 2004). Este método emergiu utilizando estratégias inspiradas pelo comportamento observado em bando de pássaros em voo com movimento localmente aleatório (Serapião, 2009; Seixas, 2013).

O PSO faz parte dos algoritmos evolucionários, que tentam abstrair e imitar alguns dos mecanismos evolutivos à resolução de problemas que requerem adaptação, busca e otimização (Oliveira, Silva & Aloise, 2004). Seu algoritmo é inicializado com uma população de soluções aleatórias, que evoluem no espaço de busca do problema seguindo as partículas com melhores valores no momento e melhorando a própria posição, a cada iteração, para atingir as melhores soluções (Garcia, 2011; Augustus, 2015).

Cada partícula da população mantém o seu rastro no espaço de busca, e a melhor experiência de uma partícula é chamada de *pbest*, que cria uma vizinhança para cada indivíduo composta por ele próprio e seus vizinhos mais próximos. O melhor escalonamento conhecido de todo o enxame (partículas do grupo) é o melhor global, conhecido como *gbest*, que conecta conceitualmente todos os membros de uma população entre si. Assim o comportamento de cada partícula é influenciado pelas demais.

Na fase de avaliação do algoritmo, *pbest* e *gbest* são medidos pela função objetivo ou de aptidão, conhecida como *fitness*, e quantificados para verificar se foi gerado um novo *gbest* ou *pbest* na iteração atual (Serapião, 2009; Augustus, 2015). A Figura 4 apresenta um fluxograma que descreve o funcionamento do algoritmo do PSO.

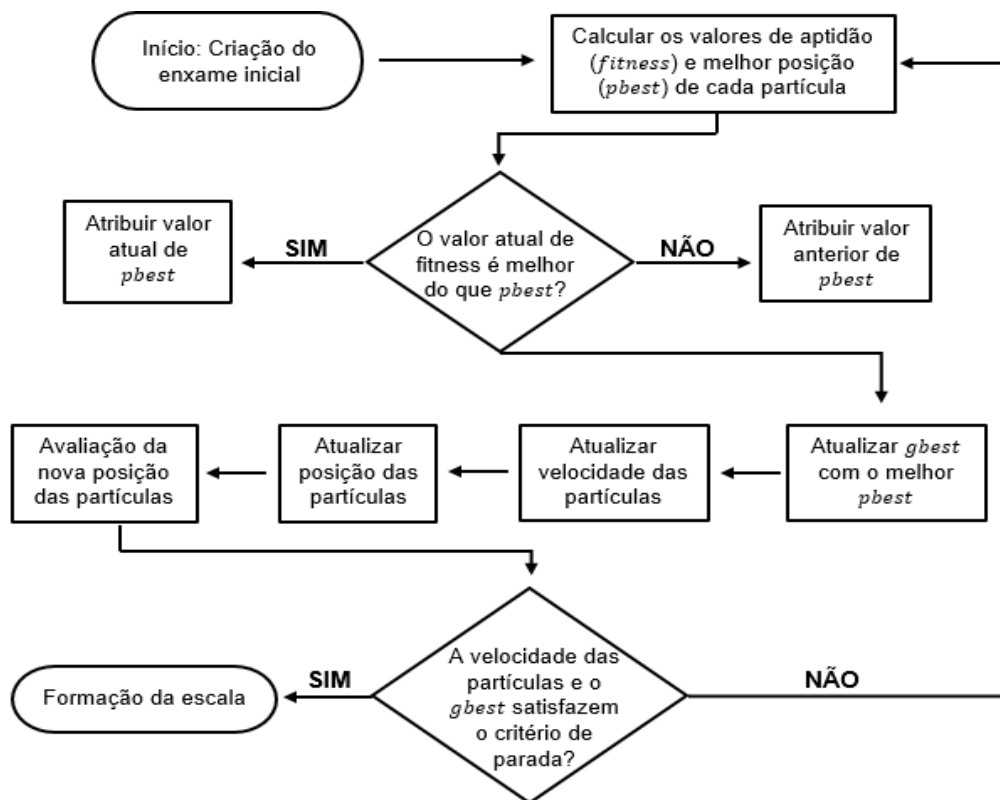


Figura 4 - Algoritmo PSO.

O princípio do PSO é que em cada iteração e mudança de velocidade, o enxame voe em direção das posições de *pbest* e *gbest* (Oliveira, Silva & Aloise, 2004). As partículas se comunicam informando umas às outras as posições locais e os valores encontrados para a função objetivo, valores que formam suas respectivas experiências.

No espaço de busca, cada partícula movimenta-se com uma velocidade e ocupa uma posição específica, que são modificadas com base na própria experiência adquirida e na experiência do enxame (Rabêlo, 2001). A posição e a velocidade de cada partícula são ajustadas a cada iteração, de acordo com as Eq. (7) e (8) (adaptadas de Augustus, 2011), respectivamente:

$$v[k] = v[k] + c1 * rand() * (pbest[k] - x[k]) + c2 * rand() * (gbest[k] - x[k]) \quad (7)$$

$$x[k] = x[k - 1] + v[k] \quad (8)$$

Em que $v[k]$ é a velocidade da partícula, $x[k]$ é a solução atual da partícula, $rand()$ é uma função aleatória no intervalo $[0,1]$, $c1$ e $c2$ são os coeficientes confiança na própria experiência do enxame. Segundo Augustus (2015), esses coeficientes devem ser, usualmente, iguais a 2. Garcia (2011) afirma que no caso da adoção de valores diferentes para $c1$ e $c2$, a soma dos dois coeficientes deve se aproximar de 4.

Com o ajuste da velocidade e posição das partículas, o enxame tende a se movimentar no espaço de busca de modo a alcançar regiões cada vez mais promissoras.

Além dos fatores já citados, têm-se ainda o número de partículas do enxame, o número de iterações e o critério de parada. Segundo Garcia (2011), quanto maior o número de partículas do enxame, menor será o número de iterações necessário para encontrar a solução do problema, além do aumento da possibilidade para este alcance, porém o tamanho da população não deve se elevar ao ponto de trazer custos desnecessários ao processo.

Em sua pesquisa, Garcia adotou o tamanho da população igual a dez vezes o número de variáveis do problema. No presente trabalho, o número de partículas com o qual encontrou-se melhores resultados foi 600, o número de iterações foi 240, e o critério de parada foi o mesmo demonstrado nos algoritmos 1 e 2.

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os resultados numéricos obtidos para o problema dos 4 pivôs centrais apresentados na Tabela 1, utilizando os Algoritmos 1 e 2 com o método PSO estão a seguir. Todos os processos foram executados em um computador com Processador Intel Core I5 de 2.2GHz e 4GB de memória RAM.

A Figura 5 apresenta a disposição dos setores de irrigação do problema utilizando o Algoritmo 1.

JANELA DE TEMPO	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	Ti (horas)		
SETOR 1																										12	
SETOR 2																											13
SETOR 3																											4
SETOR 4																											20
VAZÃO TOTAL (m³/h)	12	12	12	10	12	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	5	0	10		
Custo Total	878 u.m.																										

Figura 5 - Disposição dos 4 setores após Algoritmo 1.

Na Tabela 4 observa-se que o número de horas de irrigação de todos os setores (Tabela 1) foi atendida, bem como a vazão máxima de 12 m³/h foi respeitada em todas as janelas de tempo. Os custos obtidos foram de 878 u.m. e 662 u.m, sendo que este último não contabiliza o custo operacional.

Todavia, os custos encontrados com o Algoritmo 1 não são os mínimos, pois nota-se uma grande descontinuidade dos horários de irrigação, e como mencionado este fato gera um grande aumento nos custos. Além disso, nas janelas de tempo 21 e 22, horários em que a tarifa de energia é reduzida, temos pouca ou nenhuma irrigação ocorrendo. Nos horários de custo reduzido a vazão deveria ser a maior possível. A Figura 6 apresenta a disposição dos setores com o custo mínimo, obtido pelo Algoritmo 2.

JANELA DE TEMPO	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	Ti (horas)	
SETOR 1																									12	
SETOR 2																										13
SETOR 3																										4
SETOR 4																										20
VAZÃO TOTAL (m ³ /h)	12	12	12	12	10	10	5	5	5	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	5	10	10	10		
Custo Total	676 u.m.																									

Figura 6 - Disposição dos 4 setores após Algoritmo 2.

Com o Algoritmo 2, todas as especificações dos setores foram atendidas, como também a vazão máxima permitida, e os custos obtidos foram de 676 u.m. e 602 u.m. sem contabilizar o custo operacional. Estes custos foram bem menores que os obtidos com o Algoritmo 1, pois como pode ser observado na Fig. 6, os setores são irrigados de forma mais contínua, e as vazões mais altas se concentram nos horários em que o custo da energia é reduzido.

Os resultados obtidos foram comparados aos resultados para o mesmo problema no trabalho de Fernandes *et al.* (2012b), que utilizou o método de Luus-Jaakola. O custo mínimo obtido com o método PSO utilizado neste trabalho foi cerca de 30% menor que o custo mínimo obtido com o método Luus-Jaakola.

Para conhecer o desempenho do Algoritmo PSO com a metodologia usada neste trabalho, foi feito o teste com um grupo com 300 setores de irrigação. A informações destes setores foram extraídas da pesquisa de Batista (2007), que trabalhou com o projeto “Entre Ribeiros” do Rio Paracatu, que pertence à Bacia do Rio São Francisco, onde a região é relativamente seca. Para incentivar a agropecuária nesta região, foram construídos imensos canais de irrigação.

Os valores ótimos não são conhecidos, então foi realizado um teste comparativo entre a metodologia utilizada aqui com os resultados apresentados por Batista (2007), utilizando os métodos Simulation Annealing (SA) e Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP), e por Fernandes *et. al* (2012b), que trabalhou com os dados do mesmo projeto utilizando o método Luus- Jaakola (LJ).

Os setores de irrigação foram submetidos a dois limites diferentes de vazão de água, 65.000 m³/h e 80.000 m³/h. Os resultados obtidos por Batista (2007) não consideram o custo da água, ou seja, $Ca_j = 0.0$, já na pesquisa de Fernandes *et. al* (2012b) o custo considerado é de uma unidade monetária, assim como no presente trabalho. Neste teste, o número de partículas utilizado foi igual a dez vezes o número de variáveis do problema, conforme a recomendação de Garcia (2011). Foram realizados testes com diferentes números de partículas e iterações, e quanto maior o número de iterações, melhor desempenho tinha o algoritmo. A Tabela 3 faz o comparativo entre os métodos SA e GRASP, com $Ca_j = 0$ e os método LJ e PSO, com $Ca_j = 1$.

Tabela 3 - Comparativo entre os métodos para um grupo de 300 setores de irrigação.

Vazão disponível	SA (Batista,2007) $Ca_j = 0.0$	GRASP (Batista, 2007) $Ca_j = 0.0$	LJ (Fernandes <i>et al</i> , 2012b) $Ca_j = 1.0$	PSO $Ca_j = 1.0$
65.000 m ³ /h	7.753.600	Sem solução	4.477.794	3.866.000
80.000 m ³ /h	7.144.400	6.973.200	4.405.506	3.857.200

Na Tabela 3 observa-se que o método GRASP foi único método que não conseguiu encontrar solução para o volume de água de 65.000 m³/h de água, porém com a vazão máxima de 85.000m³/h, obteve melhor resultado que o método SA. Ainda assim, os métodos LJ e PSO, mesmo considerando o custo da água, obtiveram resultados muito superiores aos dois primeiros em ambos os volumes máximos de água, sendo que os resultados do PSO foram os melhores, apresentando, em relação ao método SA, uma economia de custos superior a 50% para ambas as vazões.

Com o objetivo de reduzir a quantidade de água, foi testada a eficiência do método PSO com menores restrições de vazão para o sistema de irrigação e chegou-se à vazão máxima de 23.000 m³/h, que atende a todas as necessidades dos setores de irrigação. A Tabela 4 mostra o custo obtido por esta vazão em relação ao melhor resultado obtido pelo método SA, além da economia de água e energia obtida com a redução da vazão.

Tabela 4 - Comparativo entre o desempenho dos métodos para diferentes volumes de água.

Método	Custo de energia	Economia de energia	Vazão de água	Economia de água
SA (Batista, 2007)	7.753.600	-----	65.000 m ³ /h	-----
PSO	4.387.200	43,4%	23.000 m ³ /h	64,6%

A Tabela 4 mostra que mesmo com um volume de água quase 65% menor que a utilizada pelo método SA, o custo obtido foi de 4.387.200 u.m., o que representa uma economia de mais de 40% nos custos energéticos gastos com a irrigação, mesmo considerando o custo da água.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

No presente trabalho foram apresentados algoritmos de otimização com o método PSO para programação de escalas de horários em agricultura irrigada. A partir do modelo utilizado, é possível gerar soluções computacionais para o uso racional dos recursos hídricos, minimizando os valores de energia elétrica e água pagos por agricultores no uso coletivo dos recursos hídricos.

A utilização do método PSO com a metodologia que prioriza a alocação dos horários de irrigação em faixas de tempo contínuas e em horas com tarifa de consumo de energia reduzida foi extremamente satisfatória, pois atendeu o objetivo de satisfazer às necessidades de irrigação de todos os setores, demonstrou capacidade de construir soluções com volumes de água mais escassos e obteve custos consideravelmente inferiores aos encontrados na literatura para problemas semelhantes.

Como trabalho futuro sugere-se a avaliação de outras técnicas computacionais utilizando a mesma metodologia aplicada neste trabalho, a fim de analisar o tempo e qualidade da solução.

Agradecimentos

Os autores agradecem à Universidade Federal do Sul da Bahia e a Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Rio de Janeiro (FAPERJ) pelo apoio financeiro a esta Pesquisa.

REFERENCIAS

- Araújo, A. F. (2010), “Aplicação de Metaheurísticas para a Solução do Problema de Programação de Horários de Irrigação” Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa.
- Araújo, A. F., Arroyo, J. E. C. & Leal, B. G. (2008). “Um modelo para a programação de escalas e irrigação no Projeto Jaíba”. *XI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional e Logística da Marinha*, Rio de Janeiro.
- Araújo, A.F., Leal, B.G. & Fernandes, K.M. (2011). “Uso da Metaheurística Grasp para a Solução do Problema de Programação de Horários de Irrigação”. *XLIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa operacional*, Ubatuba.
- Augustus, G. (2015), “*Inteligência de enxame e o algoritmo das abelhas*”. São Paulo.
- Batista, E.S. *et al.* (2007) “*Desenvolvimento e avaliação de um sistema de escalonamento de pivôs centrais com uso de metaheurísticas-um estudo de caso*”. 2007. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa.
- Borges Júnior, J.C.F. *et al.* (2008), “Modelo computacional para suporte à decisão em áreas irrigadas. Parte I: Desenvolvimento e análise de sensibilidade”. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, Campina Grande, v. 12, n. 1, 3-11.
- Fernandes, K.M. *et al.* (2012a), “Programação de escalas de horários na agricultura irrigada utilizando o método de Luus-Jaakola.”, *XXXIV Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional*, Águas de Lindoia.
- Fernandes, K.M. *et al.* (2012b), “Uma nova metodologia para a solução do problema de programação de horários de irrigação.”, *XLIV Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, Rio de Janeiro.
- Garcia, J.I.B. (2011), “*Sistema de suporte a decisão para o lançamento de efluentes*”. Tese de Doutorado Escola Politécnica/Universidade de São Paulo, São Paulo.
- Oliveira, M.C.S., Silva, T.L. & Aloise, D.J. (2004), “Otimização por nuvem de partículas: diferença entre aplicações a problemas contínuos e discretos”. *XXXIV Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, São João del-Rei.
- Rabêlo, R.A.L. *et al.* (2011), “Uma aplicação de PSO na qualidade da energia elétrica”. *XXXI Congresso da Sociedade Brasileira de Computação*, Natal.
- Seixas, I.C.V. (2013), “*Aplicação de métodos emergentes em problemas de escalonamento do tipo flexible job shop*”. Dissertação de Mestrado. Instituto Politécnico de Bragança/Escola Superior de Tecnologia e Gestão, Bragança, Portugal.
- Serapião, A.B.S. (2009), “Fundamentos de otimização por inteligência de enxames: uma visão geral.”. *Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica*, v. 20, n. 3, 271-304.

PROGRAMMING SCALES IN IRRIGATED AGRICULTURE USING THE PARTICLE SWARM OPTMIZATION METHOD (PSO)

Abstract. *The irrigation scheduling problem (ISP) aims to minimize the costs of water and energy used for the operation of the irrigation sectors, considering the monetary values of water and electricity consumed and other restrictions imposed by the water resources management company. Observing the sharing of water resources among various properties, a solution to reduce water and energy consumption is to create a timetable scale for the irrigation sectors of such properties, looking for solutions that respect the existing restrictions to protect the ecosystem without harming productivity. This work presents a new approach for the timetable scheduling in ISP using the Particle Swarm Optimization (PSO) method. This approach was validated from two different groups of irrigation sectors and the results obtained a satisfactory timetabling for ISP, reducing electricity consumption by approximately 40% and water consumption by 60% when compared to others methods in the literature.*

Keywords: *Particle Swarm Optimization, Timetable Programming, Optimization.*