

Aplicando Algoritmos Genéticos ao problema de definição de escala de trabalho do corpo de enfermagem de um Hospital Universitário

Celso Camilo

Universidade Federal da Grande Dourados,
Faculdade de Ciências Exatas e Tecnologia
Dourados, MS, Brasil

{celsocamilo}@gmail.com

Diogo Stelle

Universidade Federal da Grande Dourados,
Faculdade de Ciências Exatas e Tecnologia
Dourados, MS, Brasil

{diogo.stelle@gmail.com}@gmail.com

RESUMO

A elaboração de escalas de trabalho para profissionais de enfermagem de uma unidade hospitalar é uma atividade abrangente e exige muito tempo para quem a executa. A complexidade dessa atividade consiste no fato de respeitar as restrições legais e de preferências dos profissionais por turno e setor de trabalho; é preciso, também, ser levado em consideração à quantidade mínima e nunca ultrapassar a quantidade máxima permitida de profissionais em cada setor/turno, as quais podem ser conflitantes entre si. Nesse contexto, este trabalho propõe o uso de algoritmos genéticos para gerar as escalas de horários de serviços dos enfermeiros e técnicos de enfermagem do Hospital Universitário de Dourados.

Palavras-chave: Escalonamento de Enfermeiros, Programação de Horários, Algoritmos Genéticos, Metaheurística.

Área principal: Metaheurística.

ABSTRACT

The preparation of work scales for nursing of a hospital is a comprehensive activity and requires a long time for anyone to perform. The high complexity of this activity is because the problem has many restrictions, like, legal and professionals preferences, we must also be taken into account the minimum quantity and never exceed the maximum allowable quantity of professionals in each sector / round, which may be conflicting with each other. In that context, this work propose the use of genetic algorithms to generate the work scales for nurses and nursing technicians at University Hospital of Dourados.

Key-words: Nurse Rostering, Timetabling, Genetic Algorithms Metaheuristics.

Main area: Metaheuristics.

1 Introdução

A elaboração de escalas de trabalho para profissionais de enfermagem é um problema de escalonamento complexo, o qual se enquadra na classe de problemas de otimização NP-Difícil segundo (POLTOSI, 2007). É preciso criar uma escala de modo que sejam supridas todas as demandas de pessoal nos turnos de trabalho, respeitando restrições legais e considerando o aumento da satisfação dos profissionais, baseando-se nas preferências por turnos e setores atendidas.

Este trabalho tem como objetivo principal o desenvolvimento de uma ferramenta computacional baseada em algoritmos genéticos (BRUN, 2004; GROSKO; GORSKI; DIAS, 2006), para a elaboração de escalas de serviços semanais para os profissionais de enfermagem do Hospital Universitário de Dourados (HU-Dourados) no Mato Grosso do Sul, visando facilitar a execução dessa atividade que se repete manualmente e mensalmente.

Com esse intuito, além do estudo de alguns trabalhos correlatos (POLTOSI, 2007; RANGEL; ÉVORA, 2007), foi preciso coletar no hospital dados pertinentes aos requisitos necessários para elaboração da escala, e entender o funcionamento dos regimes de trabalho. Esses dados têm suma importância para validar os resultados obtidos através da ferramenta.

O conceito de algoritmos genéticos (BRUN, 2004; GROSKO; GORSKI; DIAS, 2006) é abordado no item 2, no item 3 são apresentadas definições do problema de escalonamento de enfermeiros, no ítem 4 é descrito o problema de um Hospital Universitário, no ítem 5 é definido a modelagem do AG para o problema, no ítem 6 o resultado dos testes e, por fim, as conclusões são expostas no item 7.

2 Algoritmos Genéticos

Algoritmo Genético (AG) é um método de busca e otimização fundamentado na teoria da evolução natural de Darwin, onde cada indivíduo representa uma possível solução para o problema. Os cromossomos podem ser codificados na forma de bits, caracteres ou números, que representam os genes biológicos.

A figura 1 apresenta o fluxograma do AG básico, nas seções seguintes descreve-se cada fase do algoritmo.

2.1 Geração da população inicial

Há vários métodos para se criar a população inicial do AG, entre eles: o uso de heurísticas; geração aleatória de $n/2$ indivíduos, seguido da inversão dos bits destes para formar os indivíduos restantes, formando a outra metade da população; e a criação dos n indivíduos aleatoriamente, este é o método mais utilizado. Esta população ao longo do processo evolutivo (execução do algoritmo) sofrerá alterações através dos operadores de cruzamento e mutação que garantirão que se explore de maneira mais ampla todo o espaço de busca que compreende o domínio de soluções do problema.

2.2 Cálculo da Aptidão

Aplicamos uma função de avaliação em todos os indivíduos da população e esta nos retorna quão bom é o indivíduo em relação à função objetiva do problema de otimização que estamos tratando. Podemos denominar o valor da aptidão do indivíduo como fitness.

2.3 Seleção

“Quanto melhor um indivíduo se adaptar ao seu meio ambiente, maior será sua chance de sobreviver e gerar descendentes.” (DARWIN, 1859).

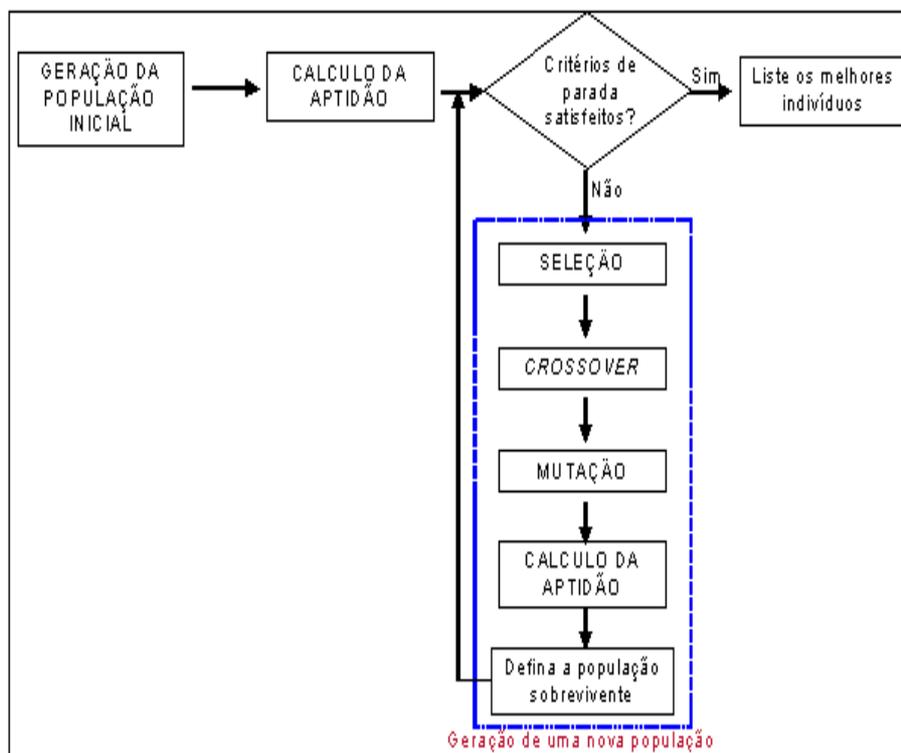


Figura 1. Fluxo de execução do AG

Baseado nessa idéia, os AGs tendem a identificar os indivíduos mais aptos, para que estes gerem descendentes durante o processo de evolução, descartando assim, os indivíduos mais fracos.

Dentre os vários métodos de seleção existentes como: seleção por ranking, seleção Bi-classista, seleção por diversidade e a seleção por torneio, o mais utilizado é a seleção por roleta (PAPPA, 2002; MARIANO, 2007).

No método de seleção por roleta, cada indivíduo da população ocupa um espaço na roleta (probabilidade de ser escolhido), sendo este proporcional ao valor da sua aptidão, sendo assim os indivíduos mais aptos ocupam maior parte da roleta.

A probabilidade de seleção p_i , de um indivíduo i , com aptidão $f(x_i)$, onde k representa o total de indivíduos é dada por:

$$p_i = \frac{f(x_i)}{\sum_{k=1}^N f(x_k)} \quad (1)$$

2.4 Cruzamento

Existem várias formas de se realizar a troca de características genéticas de dois indivíduos (pais selecionados), entre elas: crossover de múltiplos pontos, cruzamento PMX, cruzamento de ordem (MARIANO, 2007), entre outros, no entanto, o mais utilizado para a codificação binária é o cruzamento de ponto único, ver figura 2.

No cruzamento de ponto único os indivíduos são divididos uniformemente por um ponto de corte escolhido aleatoriamente, junta-se a parte anterior a esse ponto de um indivíduo pai com a parte posterior desse ponto do outro indivíduo pai, gerando assim, dois novos indivíduos formados pelas características genéticas de ambos os indivíduos pais. O cruzamento tenta convergir os indivíduos para um ponto de busca desejável.

$$\begin{array}{l}
 p1 = (101 \mid 000) \\
 p2 = (001 \mid 010) \\
 \downarrow \\
 f1 = (101 \mid 010) \\
 f2 = (001 \mid 000)
 \end{array}$$

Figura 2. Operador de cruzamento clássico para codificação binária

2.5 Mutaç o

O objetivo da funç o da mutaç o   auxiliar para que todo o espaço de busca seja pesquisado. Nesta fase s o selecionadas aleatoriamente n posiç es (genes) no individuo que ter o seus valores alterados aleatoriamente, ver figura 3.

$$\begin{array}{l}
 p1 = (101 \mid 000) \\
 \downarrow \\
 p1 = (100 \mid 000)
 \end{array}$$

Figura 3. Operador de mutaç o cl ssico para codificaç o bin ria

2.6 Definiç o da populaç o sobrevivente

Os dois procedimentos para substituiç o de cromossomos mais comuns na literatura s o conhecidos como elitismo e *steady-state*.

Elitismo   usado para garantir que os n melhores indiv duos encontrados numa populaç o n o se percam ao longo do processo evolutivo, transferindo-os para as pr ximas geraç es e garantindo que os mesmos n o sejam modificados pelos operadores de crossover ou mutaç o.

Steady-state S o criados n indiv duos atrav s dos operadores de crossover e mutaç o, com $n <$ tamanho populaç o. Em seguida, os mesmos s o avaliados, e se os indiv duos criados forem mais aptos que os piores indiv duos da geraç o anterior, substituem-se pelos criados. Nesse m todo, preserva-se praticamente toda a populaç o anterior. (SHIZEN; YANG, 2004)

2.7 Par metros do AG

Ao implementarmos o AG devemos considerar alguns par metros (BRUN, 2004) que influenciar o diretamente o funcionamento do mesmo. S o eles:

Tamanho da populaç o O tamanho da populaç o influencia diretamente no espaço de busca do AG, pois quanto menor o tamanho da populaç o menor ser  o espaço de busca que o AG percorrer , por m, se definirmos um valor muito alto para esse par metro o espaço de busca varrido pelo AG ser  grande, o que implicar  na necessidade de mais recursos computacionais ou maior tempo de processamento.

Taxa de cruzamento Indica a probabilidade de ocorrer o cruzamento entre os indiv duos. Quanto maior for esta taxa, mais rapidamente novos indiv duos ser o introduzidos na populaç o, e se a mesma for muito alta, praticamente todos os indiv duos da geraç o anterior ser o substituídos podendo ocorrer   perca prematura de indiv duos com alto grau de aptid o.

Taxa de mutação Indica a probabilidade de se alterar um gene do indivíduo. Ela previne que os indivíduos fiquem aglomerados em ótimos locais, permitindo a eles se espalharem pelos mais diversos pontos no espaço de busca. Se esta taxa for muito alta induzirá o AG a uma busca aleatória.

Número de gerações Um dos critérios de parada do AG, representa o número de ciclos do AG, também influenciara no campo de busca do AG, quanto maior for esse valor maior será o a demanda por recursos computacionais ou maior será o tempo necessário para processamento.

Intervalo de geração Gerencia a percentagem da população que será substituída na troca de uma geração por outra. Essa substituição poderá ser total, substituição com elitismo, steady-state, substituição parcial da população sem duplicatas, entre outras.

3 O problema do Escalonamento de Enfermeiros

É comum encontrarmos na literatura trabalhos da área de Pesquisa Operacional relacionados à resolução de problemas como: escalonamento de horários (MARIANO, 2007; NETO; CONSTANTINO; ARAUJO, 2006; FREITAS¹ et al., 2007), escalonamento de salas de aulas (SILVA; SAMPAIO; ALVARENGA, 2005), escalonamento de motoristas (MÉLLO; SENNE; LORENA, 2006), escalonamento de enfermeiros (SANTOS, 2006), entre outros.

De modo geral, cada um desses trabalhos propõe uma solução boa, quando não ótima, para o problema abordado. Essa solução visa satisfazer todas as restrições, maximizar o aproveitamento dos recursos envolvidos no problema, além de tentar atender ao máximo as preferências das pessoas envolvidas. Abaixo descreveremos de forma sucinta o problema do escalonamento de enfermeiros (SANTOS, 2006).

O Problema do Escalonamento de Enfermeiros, conhecido na literatura como “Nurse Rostering Problem” ou “Nurse Scheduling Problem” é complexo e tem sido alvo de estudo de diversos pesquisadores.

A complexidade do problema se assenta no fato do mesmo ter que atender diversas restrições como: restrições legais, número mínimo e máximo de funcionários por turno, preferências de horários por parte dos enfermeiros, entre outras.

A tarefa de elaborar uma escala de trabalho para os enfermeiros de uma unidade hospitalar é difícil e consome muito tempo de quem a executa, mesmo levando em consideração a experiência do Enfermeiro-Chefe que é quem geralmente tem a responsabilidade pela sua execução.

Com base nos trabalhos acima citados, esse trabalho propõe a implementação de uma ferramenta computacional para elaboração das escalas de trabalhos dos enfermeiros e técnicos de enfermagem do HU-Dourados.

4 O problema do escalonamento de um corpo de enfermagem de um Hospital Universitário

O HU-Dourados funciona 24 horas por dia e atende a população da cidade de Dourados e demais municípios da região.

O quadro de profissionais de enfermagem do hospital conta atualmente com 30 enfermeiros que trabalham segundo as normas do Conselho Federal de Enfermagem e com 122 técnicos de enfermagem que também trabalham seguindo essas regras, porém fazem uma escala mais ajustada no setor de ambulatório devido à demanda e ao fluxo de pacientes no mesmo.

Os dias são divididos em três turnos de trabalho (manhã, tarde e noite); as noites na hora de se elaborar as escalas são divididas em noites pares e noites ímpares, de modo a restringir que um profissional que trabalhou em um turno de noite ímpar trabalhe em um de noite par.

A enfermagem é dividida em 6 setores (Posto IV e III da Clínica Médica, Posto II da Clínica Cirúrgica, Posto I da Clínica Pediátrica, Unidade de Terapia Intensiva Pediátrica e Centro

Cirúrgico), onde há profissionais responsáveis por cada setor (enfermeiro-coordenador); além dos demais profissionais que auxiliam na realização das tarefas.

Todo fim de mês a enfermeira-chefe do hospital, responsável por todos os setores de enfermagem e por elaborar as escalas de trabalho se depara com um problema já conhecido, porém não simples de se solucionar; a rotineira atividade de elaborar manualmente escalas de trabalho para os profissionais de enfermagem do hospital. Apesar da experiência adquirida com a elaboração de escalas anteriores, a atividade ainda demanda uma grande quantidade de tempo da profissional que deve considerar restrições de natureza obrigatória (Hard constraints) ou não (Soft constraints) para elaborar as escalas. Restrições hard constraints nunca podem ser violadas; já as soft constraints podem, mas deve-se minimizar a ocorrência.

As restrições hard e soft constraints encontradas foram:

– Hard Constraints

1. é preciso respeitar o número mínimo de profissionais necessários para um bom funcionamento do setor/turno, garantindo também que um número máximo de funcionários por setor/turno não seja ultrapassado;
2. verificar a indisponibilidade do profissional em trabalhar em determinado setor/turno, a mesma pode ocorrer devido a fatores como preferências, férias, licença maternidade, entre outras;
3. garantir que o profissional seja escalonado para trabalhar em apenas um turno por dia.

– Soft Constraints

1. tentar atender ao máximo as preferências dos funcionários, podendo estas serem em relação ao setor/turno de trabalho, de contato com outros profissionais, etc;
2. escalonar os profissionais de modo que o número de funcionários em um setor/turno fique próximo da média entre o mínimo e o máximo de profissionais permitidos naquele setor/turno.

5 Modelagem do AG para o problema

A solução foi representada através de um vetor de inteiros de n posições, sendo que, cada posição do vetor representa um profissional, ver figura 4. Em cada posição será alocado o setor/turno que o profissional irá trabalhar.

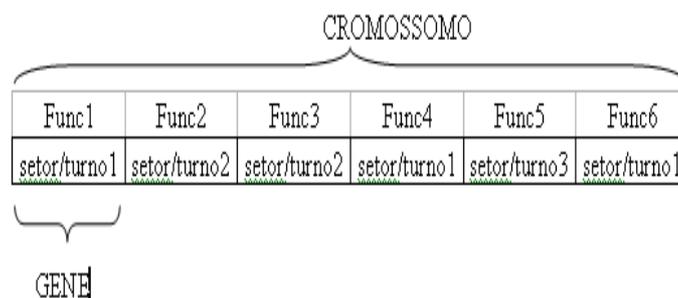


Figura 4. Representação da solução no cromossomo

Os dados dos profissionais estão armazenados em um vetor de n profissionais, cada posição desse vetor contém informações referentes ao nome, código, e um outro vetor contendo informações pertinentes ao nível de preferências do profissional por setor/turno de trabalho.

Os dados pertinentes ao setor/turno (ST) são armazenados em um vetor de k posições, com k igual ao número de setores multiplicados pelo número de turnos, no qual cada posição contém

informações referentes ao código, nome, quantidade mínima e máxima de profissionais permitida por setor/turno de trabalho.

As soluções obtidas são avaliadas segundo a função objetivo FO (equação 2), representada por $FO(s)$, onde s representa uma solução:

$$FO(s) = F1(s) + F2(s) \quad (2)$$

O objetivo da função $F1(s)$, ver equação 3, é tentar aproximar a quantidade total de profissionais alocados em um setor/turno (ST) da média, calculada pela quantidade mínima e máxima permitida no mesmo. Para isso, penaliza-se o setor/turno onde a quantidade de profissionais alocados está distante da média, visando equilibrar a quantidade de profissionais alocados nos STs.

$$F1(s) = \sum_{ST=1}^m F3(ST) \quad (3)$$

sendo m a quantidade de STs.

A função $F3(ST)$, equação 4, retorna o valor de penalização aplicado a um determinado setor/turno (ST) que não contribui para o balanceamento da distribuição dos funcionários.

$$F3(ST) = |(((stmin + stmax)/2) - qtdFuncST)| * pena \quad (4)$$

sendo $pena = 1$, $stmin$ e $stmax$ quantidade mínima e máxima de profissionais permitidos em um setor/turno(ST) e $qtdFuncSt$ a quantidade total de profissionais alocados em um ST.

Define-se $F2(s)$, como sendo a soma dos valores $g(s)_k$, para cada profissional(k), sendo $g(s)_k$ o resultado da multiplicação da preferência ($preffunc[k,ST]$) do profissional (k) no setor/turno (ST) por um peso ($pesost$) pré-estabelecido, ver equação 5.

$$F2(s) = \sum_{k=1}^n g(s)_k \quad (5)$$

sendo $pesost=10$, $g(s)_k = (preffunc[k,ST]*pesost)$ e $n =$ quantidade total de profissionais.

A função $F2(s)$ visa maximizar as preferências por ST atendidas dos profissionais na solução. Quanto maior for à quantidade de preferências atendidas maior será o valor de retorno da função.

Os parâmetros “pena”, na $F3$ que compõe a $F1$, e “pesost” determinam o peso que as funções $F1$ e $F2$ tem na função objetivo $FO(s)$. Com isso, é possível privilegiar soluções que atendam mais as preferências dos funcionários ($F2$) ou o balanço da distribuição ($F1$).

6 Resultados

Para executarmos os testes do algoritmo foram utilizados dois cenários distintos, descritos abaixo.

No cenário 1 (cenário real) consideramos 122 funcionários, que precisam ser escalonados em 4 turnos e em 6 setores. Como na atual situação do hospital há um número exato de profissionais necessários para suprir as demandas dos mesmos, nos diversos setores e turnos, as restrições de quantidade mínima e máxima de profissionais por setor/turno são iguais. Ou seja, a soma dos mínimos é igual ao total de funcionários, reduzindo assim o espaço de busca. Os resultados estão na figura 5.

Nos testes executados com base no cenário real (Cenário 1) do HU-Dourados, não se obteve melhora nas soluções iniciais encontradas pelo AG. Esse fato se explica pelas restrições de quantidade mínima de profissionais necessários para trabalhar em cada ST e pelas as restrições de preferências dos profissionais por ST, combinados com o operador de crossover utilizado que faz a

Cenário 1					
PARÂMETROS DO AG					
TESTE 1	Tamanho da População	Probabilidade de Crossover	Probabilidade de Mutação	Número de Gerações	Elitismo
	100	70/100	1/1000	500	1
	Menor FO(s)	Maior FO(s)	Média FO(s)	Coeficiente de Variação (%)	
	2740	2780	2748	0,84	
TESTE 2	Tamanho da População	Probabilidade de Crossover	Probabilidade de Mutação	Número de Gerações	Elitismo
	100	70/100	1/100	500	1
	Menor FO(s)	Maior FO(s)	Média FO(s)	Coeficiente de Variação (%)	
	2720	2900	2782	1,92	
TESTE 3	Tamanho da População	Probabilidade de Crossover	Probabilidade de Mutação	Número de Gerações	Elitismo
	100	70/100	5/100	500	1
	Menor FO(s)	Maior FO(s)	Média FO(s)	Coeficiente de Variação (%)	
	2760	2800	2774	0,56	

Figura 5. Resultados do Cenário 1

troca de blocos de genes dos pais, o que ocasiona, em muitos casos, a geração de novas soluções inactíveis.

Elaborou-se um Cenário 2 para testes, que difere do cenário 1 na quantidade mínima e máxima de profissionais por setor/turno (ST). A faixa de valores entre a mínima e a máxima foi aumentada, possibilitando assim um maior espaço de busca a ser explorado pelo AG e uma condição mais favorável para o operador genético. Esse é um cenário de um Hospital que trabalha com uma pequena sobra de recursos humanos no seu corpo de enfermagem, o que deveria ser o mínimo aceitável.

Com base nos testes realizados, figura 6, podemos concluir que essa mudança permitiu que o AG melhore-se consideravelmente as soluções encontradas ao longo da sua execução, ou seja, evoluiu. Porém as restrições referentes a preferências dos profissionais por setor/turno de trabalho ainda limitam o domínio das soluções.

7 Conclusão

Com base nos resultados, pode-se concluir que a aplicação do AG básico para solucionar o problema de escalonamento dos profissionais de enfermagem do HU-Dourados não se mostrou tão eficaz quanto o esperado. As restrições no problema estudado foram fatores fundamentais que interferiram na evolução do AG, pois limitavam muito o espaço de busca a ser varrido pelo algoritmo e não favorecia a aplicação dos operadores genéticos. Pois, o operador de cruzamento tradicional, utilizado, não exercia trocas individuais, ou de pequenos grupos, e sim de grandes blocos de funcionários o que, quase sempre, causava soluções inactíveis. Este fato foi comprovado com o segundo cenário, onde aumentou-se o espaço de busca e, principalmente, propiciou-se um ambiente favorável para o operador genético. Com isso, gerou-se menos respostas inactíveis, e portanto, melhores resultados.

Como trabalhos futuros, sugere-se a substituição do operador de crossover, aplicado neste trabalho, pelo cruzamento de ciclo (MARIANO, 2007) e/ou a utilização de métodos híbridos, utilizando AGs e outras metaheurísticas de busca local, para solucionar o problema específico do HU-Dourados.

Cenário 2					
PARÂMETROS DO AG					
TESTE 1	Tamanho da População	Probabilidade de Crossover	Probabilidade de Mutação	Número de Gerações	Elitismo
	100	70/100	1/1000	500	1
	Menor FO(s)	Maior FO(s)	Média FO(s)	Coeficiente de Variação (%)	
	3604	4172	3987	3,95	
TESTE 2	Tamanho da População	Probabilidade de Crossover	Probabilidade de Mutação	Número de Gerações	Elitismo
	100	70/100	1/100	500	1
	Menor FO(s)	Maior FO(s)	Média FO(s)	Coeficiente de Variação (%)	
	4194	4310	4260,2	0,97	
TESTE 3	Tamanho da População	Probabilidade de Crossover	Probabilidade de Mutação	Número de Gerações	Elitismo
	100	70/100	5/100	500	1
	Menor FO(s)	Maior FO(s)	Média FO(s)	Coeficiente de Variação (%)	
	3604	3834	3742,6	1,64	

Figura 6. Resultados do Cenário 2

Referências

- Brun 2004. BRUN, A. L. *Algoritmos Genéticos*. [S.l.], 2004.
- Freitas1 et al. 2007. FREITAS1, C. C. et al. Uma ferramenta baseada em algoritmos genéticos para a geração de tabela de horário escolar. In: *Sétima Escola Regional de Computação Bahia-Sergipe*. Vitória da Conquista: [s.n.], 2007.
- Grosko, Gorski e Dias 2006. GROSKO, A. P.; GORSKI, J. R.; DIAS, J. da S. Algoritmo genético: revisão histórica e exemplificação. In: *SOCIEDADE BRASILEIRA DE INFORMÁTICA EM SAÚDE. X Congresso Brasileiro de Informática em Saúde*. Florianópolis - SC, 2006.
- Mariano 2007. MARIANO, A. S. *Geração automática de Grade Horária para a Faculdade de Engenharia Elétrica da UFU usando Algoritmos Genéticos*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Uberlândia - Faculdade de Engenharia Elétrica, Uberlândia, 2007.
- Méllo, Senne e Lorena 2006. MÉLLO, F. G. A. de; SENNE, E. L. F.; LORENA, L. A. N. Uma abordagem para o problema de escalonamento de motoristas. In: *XXVI ENEGEP*. Fortaleza - CE: [s.n.], 2006.
- Neto, Constantino e Araujo 2006. NETO, C. A. S.; CONSTANTINO, A. A.; ARAUJO, S. A. de. Ferramenta de apoio ao escalonamento de teleatendentes. *Espaço Energia*, n. 5, Outubro 2006.
- Pappa 2002. PAPP, G. L. *Seleção de atributos utilizando Algoritmos Genéticos multiobjetivos*. Dissertação (Mestrado) — PUC-PR, Curitiba, 2002.
- Poltosi 2007. POLTOSI, M. R. *Elaboração de escalas de trabalho de técnicos de enfermagem com Busca Tabu e Algoritmos Genéticos*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Vale do Rio dos Sinos - Ciências Exatas e Tecnológicas, São Leopoldo, 2007.
- Rangel e Évora 2007. RANGEL, A. L.; ÉVORA, Y. D. M. Elaboração automática da escala periódica de trabalho dos profissionais de enfermagem por meio de um software específico. *Revista Eletrônica de Enfermagem*, v. 9, n. 1, p. 17–30, Jan-Abr 2007.
- Santos 2006. SANTOS, I. C. dos. O problema do escalonamento de enfermeiros. Estágio. Março 2006.
- ShiZen e Yang 2004. SHIZEN; YANG, C. T. Z. Comparison of steady state and elitist selection genetic algorithms. In: *IEEE. Proceedings of the 2004 International Conference on Intelligent Mechatronics and Automation*. Chengdu, China, 2004.
- Silva, Sampaio e Alvarenga 2005. SILVA, A. S. N. e; SAMPAIO, R. M.; ALVARENGA, G. B. Uma aplicação de simulated annealing para o problema de alocação de salas. *Jornal of Computer Science - InfoComp*, v. 4, n. 2, p. 59–66, 2005.