



SPOLM 2009

ISSN 2175-6295

Rio de Janeiro- Brasil, 05 e 06 de agosto de 2009.

039/2009 - ALOCAÇÃO DE CÉLULAS DE TELEFONIA CELULAR: UM ESTUDO COMPARATIVO DE ALGORITMOS GENÉTICOS

Anibal Tavares Azevedo

FEG- Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá - UNESP
Av. Ariberto Pereira da Cunha 333. Pedregulho – Guaratinguetá – SP – CEP: 12516-410
anibal@feg.unesp.br

Cassilda Maria Ribeiro

FEG- Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá - UNESP
Av. Ariberto Pereira da Cunha 333. Pedregulho – Guaratinguetá – SP – CEP: 12516-410
cassilda@feg.unesp.br

Resumo

O problema de atribuição de células as centrais de telefonia móvel é um problema NP-difícil [7]. Isto significa que ainda não se encontrou um método de otimização exata que seja capaz de encontrar a solução ótima global deste problema num tempo computacional razoável. Uma alternativa para a solução deste tipo de problema é a utilização de métodos heurísticos, pois eles permitem que se encontre uma solução de boa qualidade num tempo computacional bastante satisfatório. Este artigo apresenta e compara duas heurísticas para resolver este problema.

Palavras-Chaves: Rede de Telefonia Celular; Problema de Atribuição; Otimização Combinatória; Heurísticas; Algoritmo Genético.

Abstract

This paper presents the optimization problem of assignment cells to switches in a cellular mobile network. This problem is known as an NP-hard optimization [7], it means, until now, it can not be solved by exact optimization algorithms, so the alternative is the heuristic methods, which can practically lead to good feasible solutions to problems of a certain size in a satisfactory computational time. This paper presents and compares two heuristics used to solve these problems.

Keywords: Cellular mobile networks; Assignment problem; Combinatorial Optimization; Heuristics; Genetic Algorithm.

1. INTRODUÇÃO

Numa rede de telefonia celular móvel os serviços são oferecidos por regiões. Essas regiões são chamadas zonas de cobertura e são divididas em pequenas áreas geográficas denominadas de células. Cada célula é responsável por cobrir (oferecer serviços) um certo número de assinantes. Para tanto, em cada célula existe uma antena que faz a comunicação entre os assinantes pertencentes à mesma célula. Além disso, cada célula está conectada a uma central de telefonia móvel (central de comutação) que é a responsável por fazer as ligações entre os assinantes de duas células diferentes. As células possuem o formato hexagonal, formando algo parecido com uma colméia de abelhas. Cada central de telefonia móvel tem capacidade de comutar um determinado número de assinantes. Assim várias células podem ser conectadas a uma mesma central, bastando que se respeite à capacidade máxima da mesma. Contudo, uma célula não pode estar conectada a mais de uma central ao mesmo tempo.

Na Figura 1, a seguir, é apresentado um exemplo onde às células A e B estão conectadas a Central Telefônica 1 e as células C e D estão conectados a central telefônica 2.

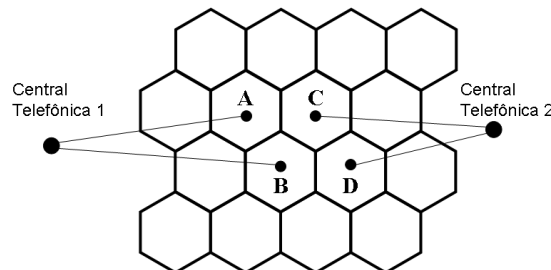


Figura 1: Divisão do sistema de telefonia celular em células.

As antenas utilizam canais de rádio para fazer a comunicação entre os assinantes da rede de telefonia móvel e para evitar interferências, os grupos de canais de rádios utilizados por duas células adjacentes são diferentes.

Quando um usuário em comunicação se move de uma célula para outra, a estação básica da nova célula tem a responsabilidade de manter a comunicação deste usuário, devendo para isso alocar para ele um novo canal de rádio. A transferência de comunicação de uma estação básica para outra é chamada (em inglês) de *handoff*. O mecanismo que envolve a transferência de um usuário entre duas estações básicas (células) ocorre quando o nível do sinal recebido pelo usuário fica muito fraco. Existem dois tipos de *handoff*. No exemplo da figura 1, quando o usuário se move da célula A para a B, o *handoff* é chamado de simples porque as duas células estão conectadas à mesma central telefônica de comutação, e o custo induzido para se fazer à transferência de A para B não é elevado. Por outro lado, quando o usuário se move da célula A para a célula C, o *handoff* é dito ser complexo. O custo induzido para se fazer esta transferência é alto, pois as duas centrais de comutação (1 e 2) devem estar ativas durante o processo de *handoff* e a base de dados contendo informações sobre os assinantes deve ser atualizada.

O Problema de Atribuição de Células a Centrais consiste em atribuir n células a m centrais telefônicas de comutação de modo ótimo, isto é, encontrar uma atribuição de células a centrais que respeite certas restrições e minimize o custo total de operação. Na minimização do custo total de operação, dois fatores devem ser considerados. O primeiro deles é o custo da ligação entre os assinantes das células e a central de comutação a qual elas estão conectadas. Este custo é chamado de custo de cabeamento. O segundo fator é o custo gerado pelo handoff entre células.

Este problema tal como formulado por Merchant e Sengupta [1] é um problema NP-Completo e portanto de difícil solução.

Neste artigo serão apresentadas duas versões de um algoritmo genético. Uma com estratégia de factibilização e a outra com estratégia de penalização. Para se fazer a comparação entre as duas versões, foram realizados testes computacionais em 27 instancias do problema.

1.1. FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DO PROBLEMA DE ATRIBUIÇÃO DE CÉLULAS A CENTRAIS.

A formulação apresentada aqui é bem sucinta. Para uma formulação mais detalhada veja por exemplo Merchant e Sengupta [1] e Hedible [2].

Sejam n células que devem ser atribuídas a m centrais de comutação. Sejam H_{ij} e H'_{ij} respectivamente os custos por unidade de tempo dos *handoffs* simples e complexo que ocorrem entre as células i e j ($i, j = 1, \dots, n$). É assumido que os custos de *handoffs* são conhecidos e proporcionais à frequência de *handoffs* que ocorrem entre as células i e j .

Seja c_{ik} o custo de cabeamento por unidade de tempo entre a célula i e a central de comutação k ($i = 1, \dots, n; k = 1, \dots, m$). Seja λ_i o número de chamadas que a célula i faz por unidade de tempo e seja M_k a capacidade da central k de efetuar chamadas. O objetivo, deste problema, consiste em atribuir cada célula a uma central de modo a minimizar o custo total por unidade de tempo. O custo total por unidade de tempo tem dois componentes: o custo do *handoff* por unidade de tempo e o custo de cabeamento entre as células e as centrais. A otimização deste problema deve ser feita de modo que a capacidade máxima de cada central não seja violada e que cada célula seja atribuída a uma única central.

Sejam $x_{ik} = 1$ se a célula i for atribuída a central k e $x_{ik} = 0$ caso contrário. Para representar aos custos de *handoff*, adotou-se H_{ij} como sendo o custo do *handoff* simples entre as antenas i e j , e H'_{ij} como sendo o custo do *handoff* complexo. Merchant e Sengupta [1] observaram que para $i, j = 1, \dots, n$ e $k = 1, \dots, m$, $x_{ik}x_{jk} = 1$ se as células i e j são conectadas na mesma central de comutação k e $x_{ik}x_{jk} = 0$ caso contrário. Considerando agora todas as

centrais, tem-se que $\sum_{k=1}^m x_{ik}x_{jk} = 1$ se as células i e j são conectadas à mesma central de

comutação e $\sum_{k=1}^m x_{ik}x_{jk} = 0$ se elas estão conectadas a centrais distintas. Então o custo total do

handoff simples é dado por $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n H_{ij} \sum_{k=1}^m x_{ik}x_{jk}$ e o custo total do *handoff* complexo é dado

por $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n H'_{ij} (1 - \sum_{k=1}^m x_{ik}x_{jk})$.

Segundo Hedible [2], o custo do *handoff* simples pode ser considerado irrelevante quando comparado ao custo do *handoff* complexo. Fazendo-se então: $h_{ij} = H'_{ij} - H_{ij}$, a função objetivo a ser minimizada é dada por:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m c_{ik} x_{ik} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n h_{ij} (1 - \sum_{k=1}^m x_{ik} x_{jk}) \quad (1)$$

Deste modo o problema a ser resolvido é o seguinte:

$$\begin{aligned} \text{Minimizar} \quad & \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m c_{ik} x_{ik} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n h_{ij} - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m h_{ij} x_{ik} x_{jk} \\ \text{sujeito a} \quad & \begin{cases} \sum_{k=1}^m x_{ik} = 1 \text{ para } i = 1, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i x_{ik} \leq M_k \text{ para } k = 1, \dots, m \\ x_{ik} = 0 \text{ ou } 1 \text{ para } i = 1, \dots, n \text{ e } k = 1, \dots, m \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

Observe que o problema (2) é combinatório, não linear (quadrático) com variáveis do tipo zero-um.

Na literatura existem diversos tipos de heurísticas para resolver o Problema de Atribuição de Células as Centrais. As chamadas meta-heurísticas são as mais utilizadas, veja, por exemplo, Abuamara et al [3]; Dianati et al [4]; Houeto e Pierre [5]; Quintero e Pierre [6]. Outros autores desenvolveram heurísticas do tipo Enumeração Implícita, entre eles: Merchant e Sengupta, [1]; Saha et al, [7]. Menon e Gupta [8] fizeram uma heurística mista que utiliza técnicas de Programação Linear e Simulated Annealing. Salomão [9] resolveu este problema utilizando Técnicas de Programação Linear com Geração de Colunas e Ribeiro et al [10] resolveram o problema usando um algoritmo do tipo Beam Search. Neste artigo serão apresentadas duas versões de uma meta-heurística do tipo Algoritmo Genético.

2. ALGORITMOS GENÉTICOS

Os algoritmos genéticos foram introduzidos por Holland em 1975 (Holland [11]). Eles baseiam-se nos mecanismos existentes na genética e na teoria da evolução natural isto é, eles utilizam um mecanismo de simulação da evolução de uma população, onde cada indivíduo representa uma possível solução de um dado problema. Em termos computacionais, um indivíduo da população é representado por uma lista de atributos ou vetor (cromossomo), o qual contém uma codificação (genótipo) de uma possível solução do problema (fenótipo). Cada atributo é conhecido como um gene e seus possíveis valores são alelos (Michalewicz, [12]). Os algoritmos genéticos pertencem a uma classe de métodos de busca que tem um propósito geral, pois através do processo de evolução, eles tentam estabelecer um equilíbrio entre dois objetivos aparentemente conflitantes: o aproveitamento das melhores soluções e a exploração do espaço de busca (*exploitation x exploration*).

Por ser uma ferramenta de propósito geral, o Algoritmo Genético pode ser aplicado a problemas cuja estrutura inviabiliza a aplicação de métodos exatos, tal como o problema de alocação de células de telefonia celular cuja formulação apresenta um problema combinatório. Os algoritmos genéticos tem sido aplicados em diversos problemas combinatórios como pode ser visto em (Chaudhry [13], Hopper e Turton [14], Wedde e Farooq [15]).

A Figura 2, a seguir, mostra a estrutura geral do Algoritmo Genético, segundo

Michalewicz [12]. Seja $P(t) = \{x_1^t, \dots, x_n^t\}$ uma população de indivíduos de uma (iteração) geração t .

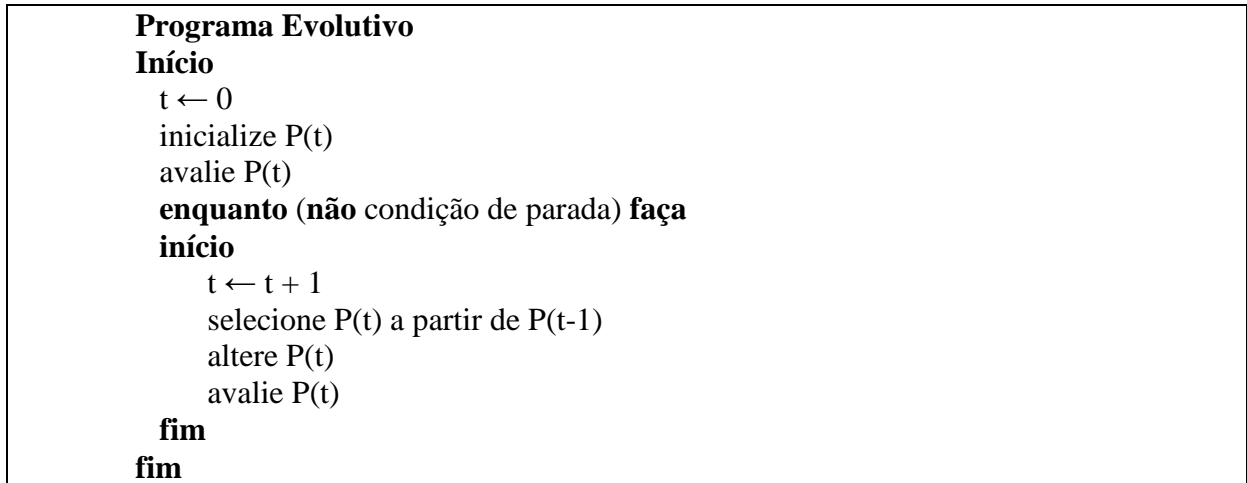


Figura 2: Estrutura geral de um algoritmo genético

2.1. DETALHES DA IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO GENÉTICO PARA O PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE ANTENAS

Para a implementação do Algoritmo Genético foram definidos os seguintes componentes que o constituem, isto é:

(A) Estruturas de dados utilizadas para codificar um indivíduo:

A primeira coisa a ser definida é como cada indivíduo da população irá representar uma solução para o problema de alocação de antenas. Uma representação compacta da solução pode ser realizada através de um vetor cujo elemento v_j de valor igual a k indica que a antena j foi alocada para central k tal como dado na Figura 3.

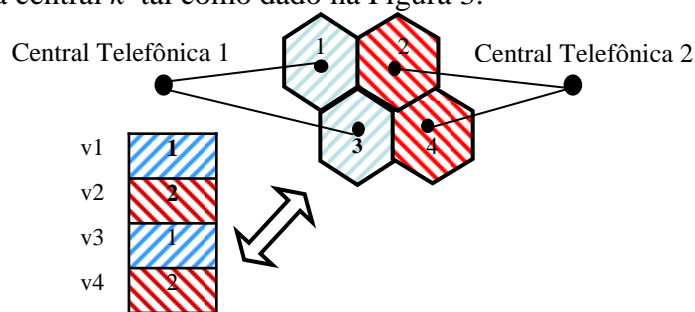


Figura 3: Codificação empregada pelo algoritmo genético para relacionar indivíduos e soluções.

Portanto, uma população com b indivíduos (soluções), pode ser armazenada em uma matriz A de dimensão $(n \times b)$, onde n é o número de antenas. O número b , representa as melhores soluções que serão guardadas, e de modo geral pode-se adotar b como sendo igual ao número de antenas. Então, cada coluna da matriz representa uma solução (indivíduo) para

o problema de alocação de antenas. Assim, cada elemento a_{tj} da matriz A, representa a decisão tomada no estágio t de se atribuir a antena j a uma central k . Então se $a_{21}=1$, significa que a antena 2 foi atribuída a central 1 no estágio 1, se $a_{21}=2$ significa que a antena 2 foi atribuída a central 2 no estágio 2 e assim por diante.

A Figura 4, a seguir, mostra a matriz A, para um exemplo com duas centrais e 4 antenas .

A1	1	2
A2	2	1
A3	1	2
A4	2	1

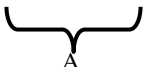


Figura 4: Representação das b melhores soluções através de matriz.

(B) Consideração das Restrições:

Se o número de assinantes atribuídos às centrais, através da atribuição das antenas, for maior que suas capacidades a solução encontrada será infactível. Portanto, é necessário estabelecer uma estratégia para lidar com as soluções infactíveis. Neste trabalho, duas estratégias foram testadas:

(B.1) Estratégia de Factibilização: Para uma dada solução infactível é aplicada uma adaptação do operador heurístico de reparação descrito em Din and Tseng [16]. A adaptação deste operador consiste nos seguintes passos:

Passo 1: Para uma dada solução infactível, ordenar as centrais em ordem decrescente de acordo com a utilização de capacidade.

Passo 2: Após a ordenação, criar duas listas de centrais: uma lista L_1 com k_1 centrais em ordem decrescente de violação da capacidade e outra lista L_2 com k_2 centrais em ordem decrescente de capacidade ociosa.

Passo 3: Para de $i = 1, \dots, k_1$ verificar se a i -ésima central de L_1 pode ter sua capacidade adequada transferindo a sua primeira atribuição de antena para a j -ésima central de L_2 ($j = 1, \dots, k_2$) desde que a j -ésima central não ultrapasse sua capacidade máxima. Repetir este procedimento para a segunda antena alocada a i -ésima central e assim por diante até que a central que estava infactível seja factibilizada. Ao se fazer isso, se a capacidade da j -ésima central se esgotar, passar para a próxima central com capacidade disponível na lista L_2 .

(B.2) Estratégia de Penalização: Seja uma solução x que produz uma infactibilidade $g(x)$ relativa às restrições de capacidade. Uma penalidade $p(g(x))$ será adicionada ao valor da função objetivo $f(x)$ com o intuito de reduzir a probabilidade de seleção deste indivíduo, que representa esta solução, para participar da população da próxima geração. A estratégia de penalização torna o problema irrestrito, pois a função objetivo passa a ser dada por (3):

$$Min f(x) + p \left(\underbrace{\left\{ 0, \sum_{i=1}^n \lambda_i x_{ik} - M_k \right\}}_{g(x)} \right) \quad (3)$$

onde:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m C_{ik} x_{ik} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n h_{ij} - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m h_{ij} x_{ik} x_{jk} \quad e$$

$$p(g(x)) = 100 \left(\underset{i}{\text{Max}} \{c_{ik}\} + \underset{i}{\text{Max}} \left\{ \sum_{j=1}^m h_{ij} \right\} \right).$$

A função de penalização $p(g(x))$ deve ser construída de modo que ela seja a mais geral possível e ao mesmo tempo tenha bom desempenho para todas as instâncias. Para tanto, os valores que constam na penalização $p(g(x))$ são justamente valores relativos aos custos de cabeamento e handoff.

(C) Função de Avaliação (Fitness):

A função de avaliação ou Fitness é responsável por estabelecer uma relação de ordem entre os indivíduos de uma população para uma dada geração t . Assim, o Fitness deve ser tal que os indivíduos mais aptos tenham maior Fitness e isto deve gerar um valor menor para a função objetivo do problema (2), se estiver sendo utilizado o algoritmo genético com estratégia de factibilização; ou para a função (3) no caso do genético com estratégia de penalização. Dessa forma, seja x_i o i -ésimo indivíduo de uma população, que representa uma solução, seu Fitness será dado por (4):

$$Fit(x_i) = 1/(1 + f(x_i) + p(g(x_i))) \quad (4)$$

(D) Seleção de indivíduo para a próxima geração:

O processo de seleção a ser empregado é do “*Roulette Wheel*”, ou seja, é realizado um sorteio aleatório onde a probabilidade $Q(x_i)$ de sorteio do i -ésimo indivíduo, de uma população com k indivíduos, para participar da próxima geração é diretamente relacionado ao seu Fitness tal como dado por (5):

$$Q(x_i) = Fit(x_i) / \sum_{i=1}^k (Fit(x_i)) \quad (5)$$

Além disso, o melhor indivíduo de todas as gerações sempre é selecionado para a próxima geração.

(E) Operadores de Crossover:

Os operadores de Crossover consistem na tentativa de se gerar novos indivíduos para a população combinando as informações de gerações anteriores contidas em seus indivíduos. A definição de qual dos dois operadores será empregado é realizada através de um sorteio aleatório em que cada um dos operadores tem 50% de chance de ser escolhido.

(E.1) Crossover OX: Primeiro é necessário selecionar aleatoriamente dois indivíduos I_1 e I_2 de uma geração t . O vetor de soluções possui n (número de antenas) elementos e um valor aleatório inteiro r é sorteado dentro do intervalo $[1, n-1]$. Após isso, os genes de I_1 que estão nas posições $r+i$, até n são trocados com os genes de I_2 que também estão nas posições $r+i$ até n , de modo que esta troca gere dois novos indivíduos N_1 e N_2 que poderão participar da próxima geração. A descrição deste processo está ilustrada na Figura 5.

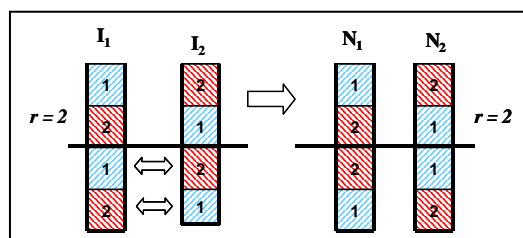


Figura 5: Exemplo de aplicação do Operador de Crossover OX.

(E.2) Crossover CE: Este operador é uma modificação do que é apresentado no trabalho de Din e Tseng [16]. Ele consiste em primeiro empregar o Crossover OX para obter dois novos indivíduos N_1 e N_2 . O segundo passo é, para cada um dos novos indivíduos, escolher dois elementos v_i e v_j . Todo elemento do vetor de solução, cujo valor é igual ao valor contido em i será trocado pelo valor contido em j e vice-versa. A Figura 6 ilustra o funcionamento deste operador para o indivíduo N_1 , $i = 2$ e $j = 4$.

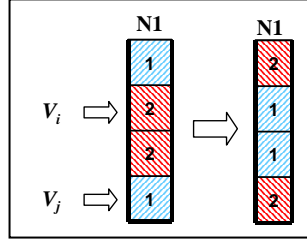


Figura 6: Exemplo de aplicação do Operador de Crossover CE.

F) Operadores de Mutação:

Os operadores de mutação são utilizados para alterar informações existentes dentro de um único indivíduo. A seguir serão apresentados quatro operadores de mutação. O Algoritmo Genético emprega um processo de sorteio que considera diferentes probabilidades de utilização de cada operador de mutação. Estas probabilidades levam em conta o custo de utilização do operador. Todas as mutações empregadas foram extraídas do trabalho de Din e Tseng [16].

(F.1) Mutação S: Este operador de mutação simplesmente realiza a mutação de um gene do indivíduo x_{jt} de acordo com uma probabilidade dada por (6):

$$pm_{it} = 0.5 * \left(\frac{\text{Max}(\text{Fit}(x_i^t)) - \text{Fit}(x_j^t)}{\text{Max}(\text{Fit}(x_i^t)) + \text{Fit}(x_j^t)} \right) \quad (6)$$

Onde: $\text{Fit}(x_j^t)$ é o fitness do indivíduo x_j^t na geração t , $\text{Max}(\text{Fit}(x_i^t))$ é o maior valor de fitness na geração t e $\text{Fit}(x_j^t)$ é a média do fitness da população na geração t .

(F.2) Mutação MCCFP: Este operador de mutação orienta a redução de custo de cabeamento, privilegiando a atribuição de uma antena a central mais próxima. Dada uma Antena A_i e uma central C_k com custo de cabeamento c_{ik} , que é o menor de todos os custos de cabeamento, então, isto resultará em uma maior probabilidade da antena A_i ser atribuída a central C_k . A probabilidade de que uma Antena A_i selecionada aleatoriamente mude seu valor v_j (Atribuição para a central j) para o valor v_k (Atribuição para a central k) é dado por (7):

$$pm_{ik} = \frac{L_{\max} - c_{ik}}{\sum_{i=1}^m (L_{\max} - c_{ik})} \quad (7)$$

onde: $L_{\max} = \max_{k=1}^m \{c_{ik}\}$.

(F.3) Mutaç o HWFP: Este operador de muta o considera que o custo de *handoff*   importante e que duas antenas A_i e A_j com grande valor h_{ij} devem ter uma probabilidade maior de pertencerem   mesma central. Assim, a probabilidade de que o valor v_i (aloca o para a antena A_i) seja transformado no valor v_j (aloca o para a antena A_j)   dado por (8):

$$pm_{ij} = \frac{h_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n h_{ij}} \quad (8)$$

(F.4) Muta o MRIFP: Este operador de muta o tem por objetivo a verifica o da redu o do custo de *handoff* quando antenas A_i e A_j , inicialmente, atribu das para centrais distintas passam a serem alocadas para uma mesma central. Para tanto,   introduzida uma medida de varia o do custo de *handoff*, Δh_{ij} , quando a antena A_i   atribu da para a mesma central da antena A_j . A partir desta medida   calculada a probabilidade que o valor v_i (aloca o para a antena A_i) seja transformado no valor v_j (aloca o para a antena A_j) atrav s de (14) mostrada a seguir. Seja ent o $N = \{1, 2, 3, \dots, n\}$ o conjunto dos  ndices das antenas e Ω_j o conjunto de antenas que n o pertencem   mesma central que foi atribu da para a antena A_j . O operador de muta o ser :

$$pm_{ij} = \frac{\Delta h_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{k \in \Omega_i} (D - (\Delta h_{ik} + R))} \quad (9)$$

onde: $\Delta h_{ij} = \sum_{k \in \Omega_j} h_{jk} - h_{ij} - h_{ji}$, $R = \left| \min_{i \in N} \min_{j \in N} \{ \Delta h_{ij} \} \right|$ e $D = \max_{i \in N} \max_{k \in \Omega_i} | \Delta h_{ik} + R |$.

A principal diferen a entre a Eq. (9) e a Eq. (8),   que a Eq. (9) capta detalhada e corretamente a varia o no custo de *handoff* quando ocorre a modifica o da atribu o de uma antena de uma central para outra, ao passo que a Eq. (8) fornece apenas uma estimativa dessa varia o. A vantagem da Eq. (8)   a facilidade da sua utiliza o e seu baixo custo computacional.

(G) Controle das Probabilidades de Escolha das Muta es:

Devido ao alto custo computacional no c culo da Eq. (9), foi desenvolvido um mecanismo, em adi o  s muta es especificadas anteriormente, que visa aumentar a utiliza o da Muta o MRIFP de acordo com o n mero de gera es sem melhoria no valor da fun o objetivo. Inicialmente o algoritmo considera as seguintes probabilidades de utiliza o das muta es: 30% para HWFP, 1% para MRIFP e 69% para MCCFP. Se ap s 10 gera es n o ocorrer melhoria no valor da fun o objetivo do melhor indiv duo da popula o (que   sempre passado para a pr xima gera o), ent o, a probabilidade de uso de MRIFP, p_{uso} , ser  incrementada segundo a Eq. (10):

$$p_{uso} = \text{Min} \left(\gamma, \text{Max} \left(\theta, \gamma * \left(1 - e^{(-t/(N/\alpha))} \right) \right) \right) \quad (10)$$

onde: γ   o maior valor que a probabilidade de escolha da muta o MRIFP pode assumir, $\gamma = 5\%$; θ   o menor valor que a probabilidade de escolha da muta o MRIFP pode assumir,

$\theta = 1\%$; t é um índice que indica qual a geração atual; N é o número máximo de gerações, atribuído como 1000; α é o parâmetro que indica o número de gerações sucessivas que poderá ocorrer incremento no valor de p_uso , assumido como $\alpha = 7$.

Se ao se utilizar a probabilidade acima, ocorrer em uma dada geração, uma melhoria no valor da função objetivo do melhor indivíduo faz-se uma redução na probabilidade de utilização da mutação MRIFP de acordo com a Eq. (11):

$$p_uso = \gamma(1 - e^{-(t/(N/\beta))}) \quad (11)$$

Onde: β é o parâmetro que indica o número de gerações sucessivas que poderá ocorrer decréscimo no valor de p_uso , assumido como $\beta = 8$.

A Figura 7 fornece um indicativo da evolução do valor de p_uso ao longo das gerações de acordo com a Eq. (10) e com a Eq. (11):

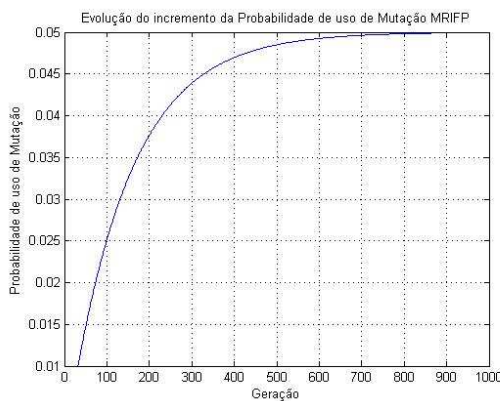


Figura 7(a)

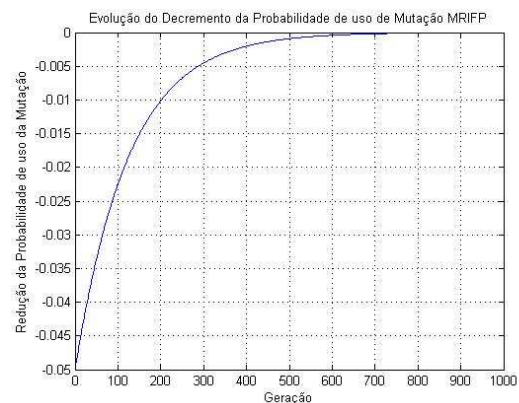


Figura 7(b)

Figura 7: Exemplo da evolução dos incrementos de p_uso ao longo das gerações com a Eq. (10) e evolução dos decréscimos de p_uso ao longo das gerações com a Eq. (11).

A Figura 7(a) ilustra o comportamento do Algoritmo Genético com relação a probabilidade de mutação (p_uso). Observe que o algoritmo procura adotar valores mais altos de utilização da mutação MRIFP a medida que o número de gerações sem melhoria da função objetivo se aproxima do número máximo adotado que neste caso é mil.

A Figura 7(b) mostra a evolução dos decréscimos da probabilidade de mutação p_uso cada vez que 10 gerações não apresentam melhoria no fitness do melhor indivíduo de uma população. Com esta figura é possível verificar que no início a adoção de valores altos de mutação MRIFP não perdura muito tempo, pois a cada geração com melhoria, os valores de decréscimos a serem aplicados são altos. Após 500 gerações os valores de redução são muito próximos de zero.

3. ALGORITMOS GENÉTICOS IMPLEMENTADOS

Foram implementadas duas versões do algoritmo genético: uma que emprega a estratégia de penalização (**AGP**) e outra que usa a estratégia de factibilização (**AGF**). As duas versões utilizam a estrutura de dados descrita no item (A) da Seção 3.1, a função de avaliação do item (C) e o processo de seleção de indivíduo para a próxima geração do item (D). A Tabela 5 resume as características que diferenciam as duas versões dos Algoritmos Genéticos.

	Restrições	Crossover	Mutação
AGP	Penalização	OX	S
AGF	Factibilização	OX, CE	MCCFP, HWFP, MRIFP

Tabela 5: Diferenças entre os algoritmos genéticos **AGP** e **AGF**.

4. TESTES COMPUTACIONAIS

Com o intuito de se fazer um estudo comparativo entre as duas versões do algoritmo genético (**AGP** e **AGF**) foram feitos testes computacionais com 27 instâncias com dimensões variadas. Começou-se com problemas de tamanho considerado pequeno (15 antenas e 2 centrais), até problemas de tamanho considerado médio (125 antenas e 4 centrais). Os resultados obtidos são apresentados na tabela 6 a seguir.

Instância	Células/ Centrais	F.O AGF	F.O AGP
1	15/2	130.91	130.91
2	15/3	124.62	126.51
3	15/4	100.83	102.50
4	15/5	105.77	112.61
5	30/2	328.28	328.28
6	30/3	346.23	347.10
7	30/4	289.82	307.12
8	30/5	252.74	298.29
9	45/2	940.62	945.81
10	45/3	546.09	605.98
11	45/4	532.55	614.13
12	45/5	477.76	591.57
13	60/2	921.91	980.56
14	60/3	716.23	903.96
15	60/4	773.86	913.49
16	60/5	728.48	917.40
17	75/2	1537.67	1636.73
18	75/3	998.16	1287.50
19	75/4	1435.96	1621.92
20	75/5	1043.25	----
21	100/2	1736.04	2046.87
22	100/3	1389.09	1888.80
23	100/4	1518.02	2316.42
24	100/5	1631.15	2400.45
25	125/2	2914.48	3376.56
26	125/3	2221.13	2974.09
27	125/4	3023.92	3784.93

Tabela 6: Resultados obtidos com os algoritmos genéticos **AGP**, **AGF** e o algoritmo de Beam Search.

Os resultados na tabela 6 indicam que o algoritmo genético com estratégia de factibilização das soluções (AGF) apresenta melhores resultados (25 das 27 instâncias) do que a estratégia de penalização (AGP). Além disso, o mecanismo de controle do uso de mutações permitiu a redução do esforço computacional demandado pelos operadores genéticos do AGF, sem que isto ocasionasse a perda de qualidade das soluções obtidas.

Disto, pode-se concluir que estratégias cujo foco é verificar a factibilidade das soluções vão, na maioria das vezes apresentar melhores resultados que as estratégias de penalização. A prova disso é que em uma instancia (instancia 20) não foi possível encontrar uma solução factível para o problema com a estratégia de penalização.

Como trabalhos futuros pretende-se incorporar uma busca local ao mecanismo de seleção de soluções de forma a se ter um algoritmo memético e comparar o desempenho deste com o AGF. Pretende-se também fazer um estudo comparativo destes métodos com o algoritmo do tipo Beam Search de Ribeiro et al [10].

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] **Merchant, A., Sengupta, B.**, (1995), Assignment of cells to switches in PCS networks, *IEEE/ACM Trans. Networking*, vol. 3, pp. 521-526, Oct.

- [2] **Hedible, C., Pierre, S.,** (2000), Genetic algorithm for the assignment of cells to switches in personal communication networks, *Electrical and Computer Engineering, Canadian Conf. on*, vol. 2, 2000, pp. 1077 -1081.
- [3] **AbuAmara, M. H., Sait, S. M., Subhan, A.,** (2006), A Heuristics Based Approach for Cellular Mobile Network Planning. *The International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC06)*, July, Vancouver, Canada.
- [4] **Dianati, M., Naik, S., Shen, X., Karray, F.,** (2003), A Genetic Algorithm Approach for Cell to Switch Assignment in Cellular Mobile Networks. *Proc. 2003 Canadian Workshop on Infor. Theory*, pp. 159-162, Waterloo, Ontario, Canada, May 18-21.
- [5] **Houeto, F., Pierre, S.,** (2002), Assigning cells to switches in cellular mobile networks using taboo search, *Systems, Man and Cybernetics, Part B, IEEE Transactions on*, vol. 32 Issue: 3, Jun pp. 351 –356.
- [6] **Quintero, A., Pierre S.** (2003), Assigning cells to switches in cellular mobile networks: a comparative study. *Computer Communications*, v. 26, n. 9, p. 950-960.
- [7] **Saha, D., Mukherjee, A., Battacharya, P.S.** (2000), A simple heuristic for assignment of cells to switches in a PCS network, *Wireless Personal Communications* 12 (3) 209-224.
- [8] **Menon, S., Gupta, R.,** (2004), Assigning cells to switches in cellular networks by incorporating a pricing mechanism into simulated annealing". *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, v. 34, n. 1, p. 558-565.
- [9] **Salomão, N.A.,**(2005) Métodos de Geração de Colunas para Problemas de Atribuição, *Tese de Doutorado em Computação Aplicada*, INPE, São José dos Campos, SP, 2005.
- [10] **Ribeiro, C.M., Azevedo, A.T., Teixeira, Rodolfo, F,** (2009) “Um Algoritmo do tipo Beam Search para Alocação de Células a Centrais de Telefonia Celular”, a ser publicado nos anais do XLI SBPO – Porto Seguro, Ba – 01 a 04 de setembro de 2009.
- [11] **Holland, J. H.,** (1975) “Adaptation in natural and artificial systems”. Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
- [12] **Michalewicz, Z.,** (1990)"Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs" 3rd edition, Springer-Verlag, Berlin, 1996.
- [13] **Chaudhry, S.S., Luo, W.,** (2005) “Application of Genetic Algorithms in Production and Operations Management: a Review”, *International Journal of Production Research*, Vol. 43, No. 19, pp. 4083-4101, 2005.
- [14] **Hopper, E., Turton, B.,** (1997) “Application of Genetic Algorithms to Packing Problems - A Review”, Available on-line:citeseer.ist.psu.edu/hopper97application.html.
- [15] **Wedde, H.F. and Farooq, M.,** (2006) “A Comprehensive Review of Nature Inspired Routing Algorithms for Fixed Telecommunication Networks”, *Journal of Systems Architecture: the EUROMICRO Journal*, Vol. 52, No. 8, pp. 461-484, 2006.
- [16] **Din, D-R, Tseng, S-S,** (2001) “Genetic Algorithms for Optimal Design of the Two-Level Wireless ATM Network”, *Proc. Natl. Sci. Counc ROC(A)*, Vol. 25, No. 3, pp. 151-162, 2001.