

Alocação Dinâmica de Canais em Sistemas de Comunicações Móveis Utilizando Algoritmos Genéticos

Marcos A.C. de Lima, Aluizio F.R. Araújo e Amílcar C. César

Resumo— A alocação dinâmica de canais em sistemas de comunicações móveis utilizando algoritmos genéticos é investigada neste artigo. O desempenho de algoritmos genéticos utilizados para a alocação dinâmica de canais (DCA-*dynamic channel assignment*) foi investigado em um sistema de comunicação móvel com 49 células, onde foram consideradas distribuições de tráfego uniforme e não-uniforme. O algoritmo proposto apresentou menores taxas de bloqueio de canais quando comparado com os métodos de alocação fixa de canais (FCA-*fixed channel assignment*) e alocação dinâmica baseada em aprendizagem-Q.

Palavras-chave—comunicações móveis, sistema celular, alocação de canais, algoritmos genéticos.

I. INTRODUÇÃO

Os sistemas de comunicações móveis têm experimentado nos últimos tempos um desenvolvimento impressionante, oferecendo ao mercado consumidor uma variada gama de serviços em intervalos de tempo cada vez menores. Inicialmente concebidos para oferecer serviços de voz, os sistemas atuais permitem ao usuário a troca de mensagens curtas e acesso à internet. As novas gerações de sistemas poderão oferecer aos usuários serviços de faixa larga como multimídia. A demanda crescente por largura de faixa e o aumento do número de usuários requisitando acesso simultâneo ao meio de transmissão têm exigido um grande esforço para melhorar o desempenho das redes de comunicação sem fio.

Para atender à demanda crescente, os canais disponíveis devem ser utilizados de forma a otimizar o uso do espectro de frequências. Este sistema pode ser modelado como um problema de otimização dinâmica com restrições em grande escala em um ambiente estocástico. Para estes problemas, os métodos de resolução que utilizam técnicas como a aprendizagem por reforço [1] e [2], algoritmos evolucionários [3], busca em inteligência artificial (IA) e redes neurais [4] são mais aptos para encontrar uma solução adequada do que os métodos que não consideram a auto-adaptação do algoritmo.

Entre os algoritmos evolucionários destacam-se os algoritmos genéticos (AGs), os quais apresentam paralelismo

implícito associado à habilidade para explorar de forma efetiva a informação acumulada sobre um dado espaço de busca, oferecendo vantagem significativa em relação aos outros métodos [3]. Além disto, exigem relativamente poucos requisitos para sua aplicação, necessitando de um mapeamento entre o espaço de busca e o espaço dos cromossomos, um conjunto de operadores e de uma função de adequação apropriada.

Uma proposta para solucionar o problema de alocação dinâmica de canais em sistemas de comunicações móveis utilizando algoritmos genéticos é descrita neste artigo. Neste modelo, os canais anteriormente alocados são mantidos e canais desocupados são procurados por AGs para atender à requisição de novas chamadas. Este modelo será aqui denominado *Alocação Dinâmica de Canais Baseada em Algoritmos Genéticos* (DCA-GA).

O desempenho do DCA-GA foi examinado por meio de extensivas simulações em um ambiente formado por 49 células com 70 canais cada, nas quais foram consideradas distribuições de tráfego uniforme e não-uniforme, bem como padrões de tráfego variando ao longo tempo. Os resultados foram comparados aos métodos FCA [5] e DCA baseado em aprendizagem-Q [1], [2].

A Seção II deste artigo apresenta a descrição do método proposto para este trabalho e as Seções III e IV apresentam, respectivamente, o modelo proposto e os parâmetros utilizados. As simulações realizadas e os resultados obtidos estão descritos na Seção V. Finalmente, a Seção VI apresenta as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

II. TEORIA

A. Algoritmos Genéticos

Os algoritmos genéticos são capazes de prover confiabilidade e busca orientada em espaços complexos de soluções [6]. Estes algoritmos são computacionalmente simples e altamente eficazes em sua busca por uma solução ótima. Goldberg [6] descreve quatro formas nas quais os algoritmos genéticos diferem dos procedimentos usuais de busca e otimização:

1. Trabalham com um código de conjuntos de parâmetros e não com os próprios parâmetros;
2. Procuram por soluções em uma população de pontos e não em um único ponto;
3. Utilizam informações sobre recompensas (função objetivo) e declinam o uso de derivações ou outros

M.A.C. de Lima, fone:16-273-9366, ramal 225, fax: 16-2739372, e-mail: mcardoso@sel.eesc.sc.usp.br; A.F.R. de Araújo, fone: 16-273-9357, e-mail: aluizioa@sel.eesc.sc.usp.br; A.C. César, fone: 273-9356, e-mail: amilcar@sel.eesc.sc.usp.br. M.A.C. de Lima é aluno do programa de doutorado em eng. elétrica; A.F.R. de Araújo e A.C. César são docentes do Departamento de Eng. Elétrica da EESC-USP em São Carlos, SP.

conhecimentos auxiliares advindos da IA clássica e de métodos da teoria de otimização de sistemas;

4. Usam regras de transição probabilística e não regras determinísticas.

Koza [7] define os AGs como algoritmos matemáticos com alto grau de paralelismo, que transformam um conjunto (população) de objetos matemáticos individuais, cada um com um valor da função de adequação (*fitness*), em uma nova população (a nova geração) por meio de operações baseadas nos princípios de evolução propostos por Darwin [7], isto é, utilizam analogia direta com a evolução natural. A solução ótima obtida é o produto final, descendendo dos melhores elementos das gerações anteriores, onde os atributos do indivíduo mais apto tende a ser passado para as gerações seguintes [8].

A escolha da representação é um ponto chave na operação dos AGs, pois estes algoritmos manipulam representação em código do problema, e o esquema de representação pode limitar severamente a janela pela qual o sistema observa seu mundo. Para o esquema DCA-GA, a solução do sistema consiste de indivíduos representados por um conjunto de parâmetros. Estes parâmetros são considerados como genes de um cromossomo, estruturados em um conjunto de valores em forma binária. Após o término de um processo de evolução, em cada ciclo da operação genética uma geração subsequente é formada utilizando-se os cromossomos da população atual.

Nos AGs, a função objetivo está relacionada com uma função de adequação, e a sua determinação é o primeiro passo importante na evolução do sistema, pois este valor reflete quão apropriado é o cromossomo para a solução do problema. Enquanto um processo de otimização tenta encontrar uma única solução (tão exata quanto possível), uma busca baseada em AG pode resultar em várias soluções. Desta forma, é necessário encontrar a melhor solução em um intervalo de tempo aceitável para a resolução do problema.

B. Ambiente Celular

Uma importante medida de desempenho dos sistemas de comunicações móveis é a taxa de bloqueio de requisição de novas chamadas. O objetivo de uma operadora de telefonia celular é maximizar a eficiência da rede sujeita a restrições operativas dinâmicas. Este é um problema de múltiplas restrições com característica dinâmica e dependente da carga do sistema.

Considere um sistema de comunicação móvel celular no qual a conexão entre os equipamentos móveis dos usuários é realizada por meio de enlaces via rádio com a estação rádio-base. A área geográfica servida pelo sistema é subdividida em células, estando cada uma delas servida por uma única estação rádio-base. Supõe-se que as células possuem formato hexagonal. Considere ainda que um usuário móvel estará sempre localizado em uma das células durante o tempo de duração da chamada [1], [2].

As chamadas são geradas nas células de acordo com o processo de distribuição de Poisson com uma taxa de requisição média I . O tempo de duração de uma chamada é

uma variável aleatória distribuída exponencialmente com média $1/\mu$. Supõe-se que as chamadas bloqueadas são imediatamente eliminadas do sistema, de acordo com a fórmula Erlang-B [9].

Uma vez que o número de canais designados para uso pelo sistema de comunicação móvel é limitado e o número de usuários móveis tem aumentado dramaticamente, a utilização eficiente dos recursos de comunicação através do uso de estratégias apropriadas de alocação de canais não é somente desejável, mas é também um imperativo [2].

Uma característica fundamental do sistema celular é o reuso de frequências. Um único canal de rádio pode ser usado simultaneamente em um número de células fisicamente separadas, desde que sejam satisfeitas as condições de interferência cocanal. A interferência cocanal é gerada pelo uso simultâneo de um canal por mais de uma célula. Tais células são referidas como células cocanais. A interferência cocanal é considerada como um fator de dificuldade na tarefa de alocar canais. A alocação de canais é função da taxa de reuso de canal, q , definido por [2]:

$$q = \frac{D}{R} \quad (1)$$

onde D é a distância de reuso de frequência, definida pela distância entre os centros das células cocanais vizinhas mais próximas, e R é o raio das células. Considerando que o mínimo aceitável para a razão portadora-interferência cocanal, C/I_c , seja 18 dB, a distância mínima de reuso será dada por $D = \sqrt{21}R$ [2]. O esquema proposto está ilustrado na Figura 1 [1], [2], [5].

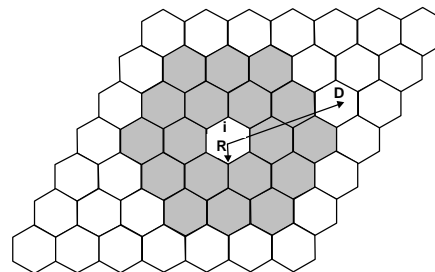


Figura 1. Célula i e as correspondentes células de interferência.

C. Técnicas de Alocação de Canais e Algoritmos

Os métodos de alocação de canais existentes podem ser classificados em esquemas fixos e dinâmicos. Em um esquema fixo de alocação de canais, um subconjunto do número total de canais pode ser permanentemente indicado para uma célula. O mesmo subconjunto pode, entretanto, ser novamente utilizado em células separadas por distância de reuso. Somente os canais que foram designados para o grupo poderão ser utilizados dentro da célula.

No sistema DCA, todos os canais podem ser usados em todas as células. Todavia, estes canais serão designados para as células somente quando eles forem requisitados. Para evitar interferência cocanal, o status atualizado dos canais utilizados nas diferentes células precisa ser conhecido.

Nye e Haykin [1], [2] aplicaram aprendizagem-Q a um esquema DCA. Na aprendizagem-Q, agentes interagem com o ambiente e aprendem como agir de maneira otimizada em seu

ambiente. Em uma tarefa de decisão seqüencial, um agente interage com um sistema dinâmico selecionando ações que afetam as transições dos estados para otimizar alguma função de retorno. Formalmente, em qualquer instante t , um agente percebe seu estado s_t e recebe um reforço $r(s_{t+1})$ do ambiente que são usados para selecionar uma ação a_t . O ambiente responde ao agente retornando algum reforço numérico $r(s_t)$ e alterando-se para o estado seguinte s_{t+1} .

Enquanto que na aprendizagem-Q a alocação dos canais ocorre de forma local, ou seja, para cada requisição de canal procura-se por uma ação que resulte no maior retorno acumulado em todos os estados, nos algoritmos genéticos a alocação dos canais ocorre de forma global, observando todo o sistema ao mesmo tempo.

III. MODELO PROPOSTO NESTE TRABALHO

A. Representação

Considere um sistema celular onde as N células possuem o mesmo número M de canais. Todos os canais podem ser utilizados por todas as células, desde que estejam disponíveis e satisfaçam a distância mínima de reuso. O cálculo do valor da função de adequação (ver explicação adiante) exige o conhecimento prévio do ambiente, ou seja, das posições relativas dos centros de cada célula e da informação (status) de cada canal de todas as células. O estado de cada canal é representado por um gene. O conjunto dos canais de uma célula forma um cromossomo. O conjunto de todas as células compõe o indivíduo (política), representado por um vetor de dimensão $D = n_{can}n_{cel}$, onde n_{can} é o número de canais e n_{cel} é o número de células, conforme apresentado na Tabela 1.

TABELA 1. REPRESENTAÇÃO DA POLÍTICA DO SISTEMA.

c_{11}	c_{12}	...	c_{1M}	c_{21}	c_{22}	..	c_{2M}	...	c_{N1}	c_{N2}	...	c_{NM}
----------	----------	-----	----------	----------	----------	----	----------	-----	----------	----------	-----	----------

onde $c_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{para canal } j \text{ em uso na célula } i \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$

O algoritmo genético procura por uma política, isto é, um conjunto de estados de todas as células que otimiza o uso do sistema. Para tanto, a exploração do ambiente durante o processo de busca utiliza alguns operadores genéticos, entre eles, a *seleção*, o *cruzamento*, a *mutação* e a *inserção de imigrantes*, sendo este último, a inclusão de novos indivíduos à população existente.

B. Operadores Genéticos

Neste trabalho foi utilizado o algoritmo genético padrão [6], [7] no qual se utilizam os operadores seleção, cruzamento, e mutação. Devido à dinâmica do problema, adotou-se ainda a inserção de imigrantes para garantir a diversidade do espaço de soluções [8].

A *seleção* envolve escolha dos pais, escolha dos candidatos a passarem para a próxima geração e escolha dos indivíduos que devem estar na próxima geração (por exemplo, seguindo a *política elitista*). Este operador controla ao mesmo tempo a velocidade de convergência e a diversidade da população. Se a taxa de seleção de indivíduos de uma geração para a outra for

elevada, a população pode convergir prematuramente para um ponto ótimo local. Se a taxa de seleção for baixa, o algoritmo pode apresentar comportamento aleatório. A taxa de seleção depende do tamanho da população: ela pode ser mais elevada para populações maiores e mais baixa para populações menores.

O operador *mutação* modifica aleatoriamente um indivíduo através da mudança do valor de um ou mais bits. O operador *cruzamento* é aplicado a dois indivíduos por meio de cortes no mesmo ponto (escolhido aleatoriamente), recombinando-se as partes de cada indivíduo.

Por meio da *inserção de imigrantes* à população existente pode-se ampliar o espaço de busca dentro do ambiente. Este operador atua inserindo indivíduos gerados aleatoriamente dentro da população atual, aumentando a sua diversidade para compensar as mudanças ocorridas no ambiente.

O número de parâmetros de controle para um AG, incluindo tamanho da população, taxas de mutação, de recombinação e de seleção, deve ainda ser decidido. Estudos demonstram que AG são relativamente robustos sobre uma grande faixa de parâmetros de controle [10].

C. Função de Adequação

A função de adequação (*fitness*) é uma grandeza escalar que estima a adequação de cada indivíduo ao seu meio ambiente com respeito a um dado objetivo. O procedimento para o cálculo da função de adequação envolve análise minuciosa da alocação de canais para as novas chamadas, visando atender ao maior número de chamadas com a menor interferência possível, considerando-se o estado atual do sistema. Para o sistema proposto, a função de adequação total foi calculada por meio da expressão [1], [2]:

$$fit_{tot} = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^M fit_i(k) \quad (2)$$

onde a função de adequação da célula i foi obtida utilizando-se a seguinte soma de pesos:

$$fit_i(k) = n_1(k) \cdot r_1 + n_2(k) \cdot r_2 + n_3(k) \cdot r_3 + n_4(k) \cdot r_4 \quad (3)$$

onde $n_1(k)$ é o número de células *compact*¹ em referência à célula i , nas quais o canal k está sendo usado; $n_2(k)$ é o número de células cocanais que estão localizadas na terceira fileira, e que atualmente não estão utilizando o canal k ; $n_3(k)$ é o número das demais células cocanais que estão utilizando o canal k ; $n_4(k)$ é o número de canais que serão bloqueados ao se designar o canal k ; r_1 , r_2 , r_3 e r_4 são constantes de custo associadas às condições mencionadas e relacionadas a $n_1(k)$, $n_2(k)$, $n_3(k)$ e $n_4(k)$, respectivamente.

A função de adequação (3) determina a adequação relativa à alocação de cada canal k para cada célula i . Particularmente, é o custo de se escolher o canal k para atender à tentativa da chamada presente na célula i . A idéia básica é associar recompensas menores aos usos nos quais as células cocanais estão localizadas mais distantes da célula i . Assim, as maiores recompensas estarão associadas aos usos nos quais as células

¹ Células *compact* são aquelas com distância mínima entre as células cocanais. No caso da Figura 1, as células *compact* estão localizadas na terceira fileira, distantes da célula de referência

cocanais possuem distância *compact*.

As constantes de custo foram ordenadas de acordo com a relação $r_1 > r_2 > r_3 > r_4$, na qual foi estabelecido que $r_1 = 5$, $r_2 = 1$, $r_3 = -1$ e $r_4 = -15$. Desta forma, as políticas que apresentem um maior número de canais bloqueados são penalizadas.

D. Estrutura do Algoritmo Genético

A forma canônica do algoritmo genético proposto está apresentada esquematicamente a seguir:

- Iniciar variáveis
- Início do *loop* “Enquanto tempo não terminar”
 - o Ler a demanda de ocorrência de chamadas $L(t)$
 - o Gerar E políticas aleatoriamente
 - Início do *loop* “Fazer por G gerações”
 - Calcular função de adequação para cada política
 - Escolher política com melhor função de adequação
 - Se a condição terminal for satisfeita encerrar laço
 - Aplicar operadores genéticos
 - Selecionar indivíduos da próxima geração
 - Fim do *loop* “Fazer por G gerações”
 - o Alocar chamadas nos canais escolhidos pelo AG
 - o Incremento $t = t + 1$
- Fim do *loop* “Enquanto tempo não terminar”

IV. MODELO SIMULADO

O desempenho do DCA-GA foi avaliado por meio da simulação de um sistema de comunicação móvel composto por 49 células hexagonais (Figura 1). De acordo com a distância de reuso, se um canal estiver alocado para a célula i , ele não poderá ser reutilizado nas duas fileiras de células adjacentes a i , devido à interferência. Logo, no máximo 18 células interferem em uma dada célula de referência.

As considerações e parâmetros utilizados na simulação incluem [1], [2]:

1. A requisição de novas chamadas obedece à distribuição de Poisson com médias uniforme e não-uniforme entre os tempos de requisições. A taxa média de requisição de chamadas λ está entre os limites $20 \leq \lambda \leq 200$ chamadas/hora;
2. O tempo de duração das chamadas é descrita por meio de uma distribuição exponencial com duração média $1/m$. Neste trabalho foi utilizado o valor $1/m = 180$ s para todas as chamadas;
3. O tráfego oferecido, r_i , na célula i é dado por $r_i = \lambda_i / m$;
4. Existem $M = 70$ canais disponíveis, embora o número de canais possa variar neste tipo de sistema;
5. As chamadas bloqueadas são eliminadas (Erlang-B).

O desempenho do algoritmo de alocação de canal para uma carga particular pode ser avaliado pela medida da probabilidade de bloqueio, P_b , dada por

$$P_b = \frac{\text{número de chamadas bloqueadas em uma célula}}{\text{número de novas chamadas que chegam à célula}} \quad (4)$$

V. DESCRIÇÃO DAS SIMULAÇÕES

Neste trabalho, os canais anteriormente alocados são mantidos e a alocação dos novos canais ocorre somente nos canais que estão disponíveis na célula. O DCA-GA tem como objetivo procurar por uma estratégia de alocação de canais que apresente o menor bloqueio possível para as novas requisições de chamadas. Todos os resultados do DCA-GA foram comparados aos obtidos por [1] e [5].

A. Determinação dos Parâmetros do AG

Para todos os casos investigados foi utilizada a política *elitista* para a seleção dos pais, selecionando-se os melhores indivíduos da população com taxa de reinserção de 10%, aos quais foi aplicado o operador *cruzamento*, gerando 20% de novos descendentes. O operador *mutação* foi aplicado em 10% da população. A *inserção de imigrantes* à população foi incluída na proporção de 10%. O restante da nova geração foi obtido selecionando-se aleatoriamente indivíduos da geração anterior.

B. Descrição dos Resultados

1) Testes para Distribuição Uniforme

Neste caso, o tráfego r foi considerado o mesmo em todas as 49 células. Seis diferentes valores de r , em Erlangs, foram utilizados, a saber: 5, 6, 7, 8, 9 e 10. Estes valores são equivalentes às taxas de chamadas/hora de 100, 120, 140, 160, 180 e 200, respectivamente. Os resultados obtidos estão apresentados no gráfico da Figura 2 e comparados aos obtidos pelos artigos [1] e [5]. Os resultados obtidos para a distribuição de tráfego uniforme, Figura 2, mostram que o DCA-GA apresenta menor probabilidade de bloqueio tanto em cargas leves como em situações de carga elevada.

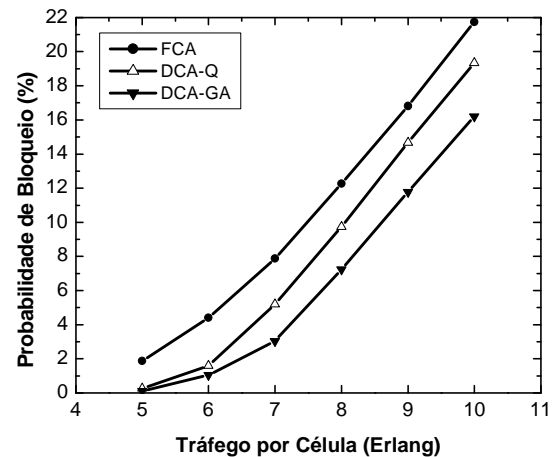


Figura 2. Resultados obtidos através de simulação para distribuição de tráfego uniforme, considerando-se tráfegos iguais a 5, 6, 7, 8, 9 e 10 Erlang, comparados aos esquemas DCA-Q[1] e FCA[5].

2) Testes para Distribuição Não-Uniforme

A Figura 3 apresenta um caso para o qual as densidades de tráfego em termos de chamadas/hora estão distribuídas de forma heterogênea entre as 49 células. A média calculada das requisições de chamadas para a distribuição (Figura 3) é 91,83 chamadas/hora [1], [2] e [5]. Os resultados obtidos estão apresentados na Figura 4.

Para distribuição de tráfego não-uniforme, Figura 3, o DCA-GA também apresentou uma melhoria na probabilidade de bloqueio em todas as condições de carga avaliadas, conforme pode ser observado na Figura 4.

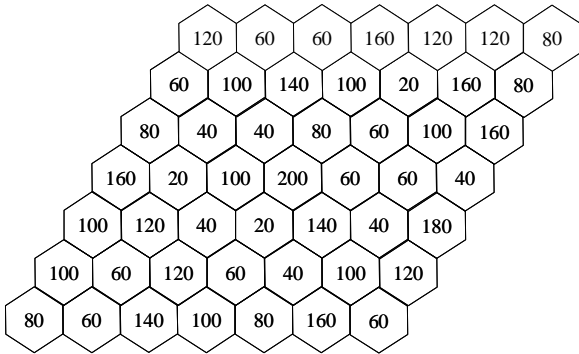


Figura 3. Distribuição de tráfego não-uniforme, média 91,83 chamadas/hora [1], [2] e [5].

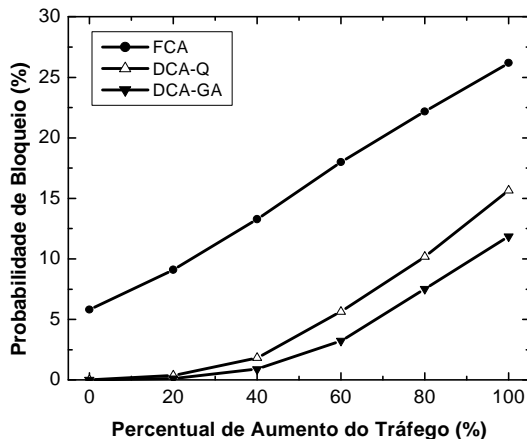


Figura 4 Simulação para distribuição de tráfego não-uniforme, considerando-se a distribuição de tráfego apresentada na Figura 3, com percentuais de aumento de tráfego de 0, 20, 40 60, 80 e 100 %, comparados aos esquemas DCA-Q[1] e FCA[5].

Nye e Haykin [1], [2] e Zhang [5] testaram um segundo exemplo com densidade de tráfego distribuída de forma não-uniforme entre as 49 células, apresentado na Figura 5. Neste exemplo o tráfego possui taxa média de requisição de 106,53 chamadas/ por hora.

O uso do DCA-GA aplicado à distribuição de tráfego não-uniforme para o caso de carga elevada, Figura 5, contribuiu para uma melhoria na probabilidade de bloqueio global do sistema, conforme está apresentado na Figura 6.

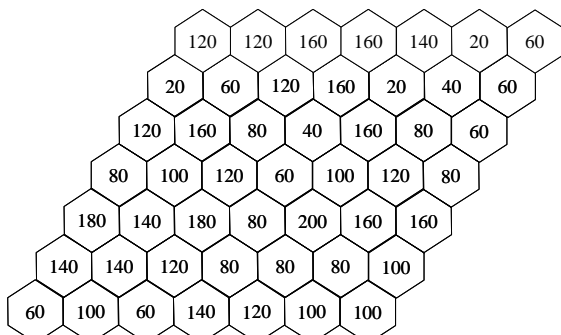


Figura 5. Distribuição de tráfego não uniforme, com média 106,53 chamadas/hora [1], [2] e [5].

Os resultados obtidos para distribuição de carga estão apresentados no gráfico da Figura 6.

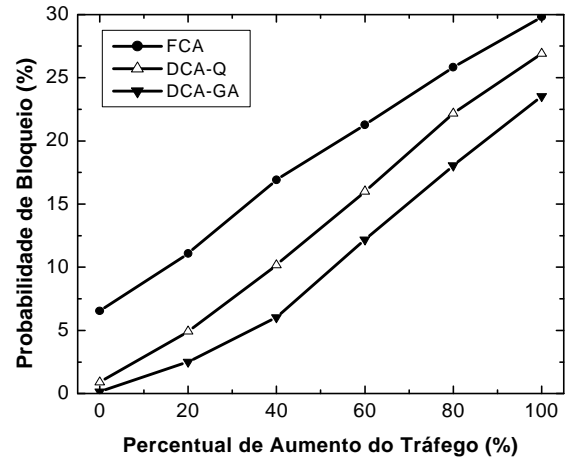


Figura 6. Resultados obtidos através de simulação para distribuição de tráfego não uniforme, considerando-se a distribuição de tráfego apresentada na Figura 5, com percentuais de aumento de tráfego de 0, 20, 40 60, 80 e 100 %, comparados aos esquemas DCA-Q[1] e FCA[5].

3) Distribuição com Tráfego Variando no Tempo

Considerando-se as variações de tráfego que ocorrem durante um típico dia útil, Figura 7, o comportamento dinâmico do algoritmo genético foi avaliado utilizando-se a distribuição de carga uniforme com o máximo de 165 chamadas/hora e utilizando-se a distribuição de tráfego não uniforme apresentado na Figura 3. Os resultados obtidos estão ilustrados na Figura 8 e Figura 9, respectivamente. Os resultados mostram que para demandas de tráfego leve a moderado o DCA-Q [1] apresenta um comportamento ligeiramente melhor que as outras técnicas, porém nas situações de demanda elevada observa-se uma grande redução na probabilidade de bloqueio com a aplicação do DCA-GA.

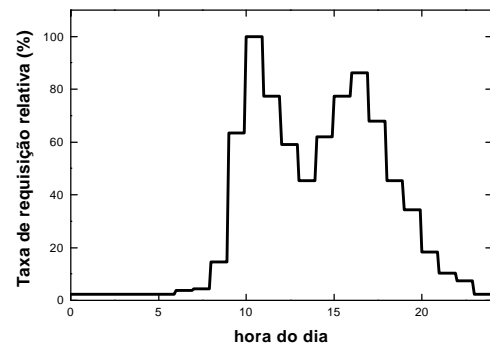
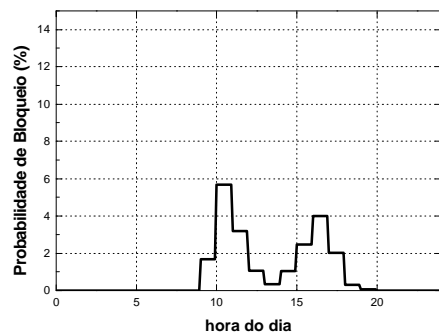


Figura 7. Padrão de tráfego de um dia útil típico [1], [2].



(a)

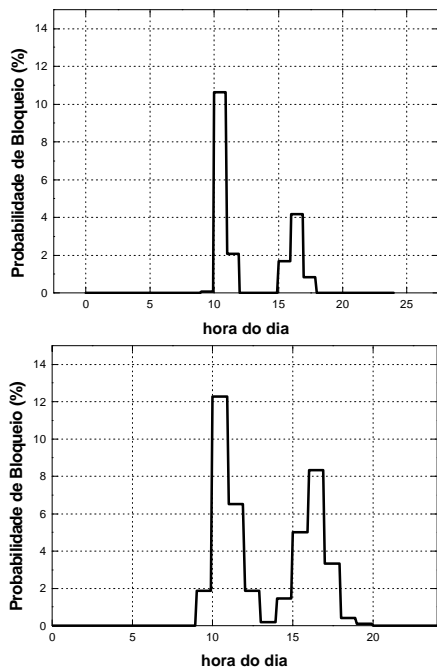


Figura 8. Resultados obtidos por simulação considerando-se variação temporal do tráfego (Figura 7) e distribuição uniforme de tráfego – 165 chamadas/h. (a) DCA-GA, (b) DCA-Q [1] e (c) FCA [5].

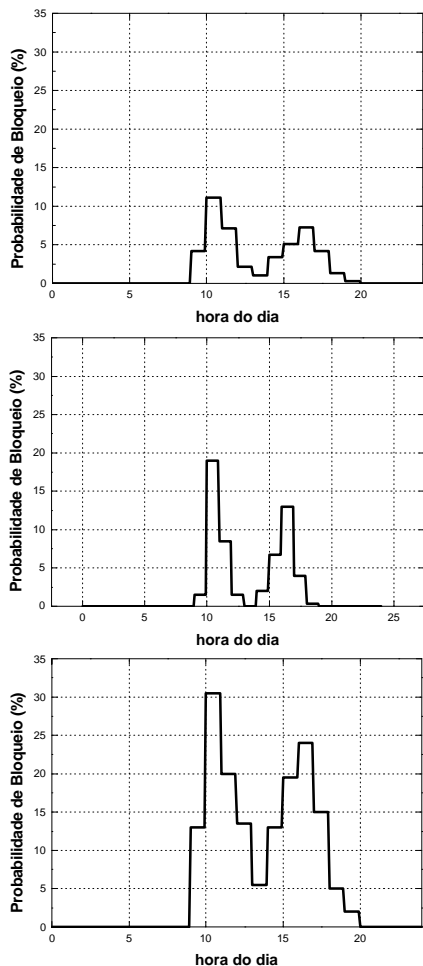


Figura 9. Resultados obtidos por simulação considerando-se variação temporal do Tráfego (Figura 7) e distribuição heterogênea de tráfego - média 91,83 chamadas/h – (Figura 3). (a) DCA-GA, (b) DCA-Q [1] e (c) FCA [5].

VI. CONCLUSÕES

A alocação dinâmica de canais em sistemas de comunicações móveis utilizando algoritmos genéticos é investigada neste artigo.

(b) Nas abordagens utilizadas para os esquemas FCA e DCA foi observado que o DCA atua melhor que o FCA em termos de probabilidade de bloqueio para todas as condições de tráfego analisadas. Entretanto, a complexidade da implementação de esquemas DCA previamente conhecidos é geralmente maior que o FCA.

A aplicação dos algoritmos genéticos para solução de um esquema DCA resultou em melhoria ao sistema, em relação aos esquemas DCA-Q [1] e FCA [5], ressaltando um vasto campo existente para aplicação destes algoritmos. Embora os AGs sejam demorados para encontrar a solução ótima, o desenvolvimento dos computadores nas últimas décadas tem permitido a expansão das aplicações destas técnicas.

Embora tenha sido considerada inicialmente uma dada distribuição de tráfego, a mobilidade dos assinantes provoca variação no tempo e de célula para célula do tráfego. Devido a esta mobilidade, *handoff* e *roaming* estarão sempre ocorrendo, reduzindo o tempo de retenção na célula onde as chamadas são originadas, aumentando a geração de tráfego na célula para onde as chamadas prosseguem. Estes fatores deverão ser considerados nos trabalhos futuros.

VII. AGRADECIMENTOS

(a) Os autores agradecem à FAPESP pelo apoio a esta pesquisa (bolsa de estudos de doutorado, proc. no. 00/9180-1).

REFERÊNCIAS

- [1] Junhong Nie and Simon Haykin, “A Q-Learning Dynamic Channel Assignment Technique for Mobile Communications Systems”, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 48, no. 5, pp.1676-1687, September 1999.
- [2] Junhong Nie and Simon Haykin, “A Dynamic Channel Assignment Policy Through Q-Learning”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 10, no. 6, pp. 1443-1455, November 1999.
- [3] W. K. Lai and George G. Coghill, “Channel Assignment Through Evolutionary Optimization”, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 45, no. 1, pp. 91-96, February 1996.
- [4] David M. Skapura Building neural networks. New York, N.Y. : ACM Press; Reading, Mass. : Addison-Wesley, 1996. 286 p.
- [5] Ming Zhang and Tak-Shing P. Yum, “Comparisons of Channel Assignment Strategies in Cellular Mobile Telephone Systems”, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 38, no. 4, pp. 211-215, November 1989.
- [6] D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Reading, Mass.: Addison-Wesley, 1989. 412 p
- [7] John. R Koza, Genetic programming :on the programming of computers by means of natural selection, Cambridge, Mass.: MIT Press, 1992. 819 p.
- [8] Kim-Fung Man, Kit-Sang Tang & Sam Kwong, “Genetic Algorithms: Concepts and Designs”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 43, no. 5, pp. 519-534, October 1996.
- [9] James R. Boucher, Traffic System Design Handbook: timesaving telecommunication traffic tables and programs, New York, IEEE Press, 1992. 179p.
- [10] Ralf Salomon, “Reevaluating Genetic Algorithm Performance under Coordinate Rotation of Benchmark Functions”, *Elsevier Science BioSystems*, vol. 39, no. 3, pp-263-278.