

# **Otimização de Antenas Adaptativas através de Algoritmos Genéticos para Sistemas de Comunicação Móvel de Terceira Geração**

Bruno Augusto Ribeiro Silva, Rodrigo Pinto Lemos

Escola de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Federal de Goiás

Goiânia – GO, 74605-010, Brasil

E-mail: brunoarsilva@hotmail.com, lemos@eee.ufg.br

PALAVRAS-CHAVE: Algoritmos genéticos, Antenas Adaptativas, CDMA

## **1. INTRODUÇÃO**

O Brasil conta hoje com mais de 180 milhões de telefones celulares, porém há apenas 7 milhões de usuários de internet móvel. Apesar de as redes de terceira geração (3G) abrangerem apenas 1% da base implantada em nosso país, observa-se a rápida translação de paradigmas de serviços tradicionais para os de multimídia, correspondentes ao diferencial tecnológico competitivo das operadoras de serviços móveis celulares. Assim, essas redes representam a principal demanda atual de investimentos das operadoras em infra-estrutura (ALONSO, 2009).

Apesar de evoluírem do GSM, as redes 3G adotam o padrão UMTS, que compartilha o acesso via rádio através da técnica WCDMA (Acesso Múltiplo em Faixa Larga por Divisão de Código de Sequência Direta), que opera principalmente em 1900MHz mas pode operar também em 850MHz. Os sistemas baseados em CDMA, apesar de robustos aos efeitos do ruído, sofrem degradação de seu desempenho proporcional à quantidade de sinais interferentes que compartilham a mesma faixa de frequências (SILVA, 2008)

O direcionamento e estreitamento do diagrama de irradiação das antenas da estação rádio-base (ERB) na direção do sinal de interesse permite não somente reduzir a interferência co-canal, com também aumentar as taxas de transmissão de dados e a capacidade do sistema, sem comprometer significativamente a qualidade da comunicação. Devido à mobilidade das estações transmissoras (MS), a direção do diagrama deve se adaptar e acompanhar a posição azimutal da fonte emissora do sinal de interesse. (PUTTINI, 2006)

Existem basicamente duas formas de atingir esses resultados. A primeira é mais simples, porém necessita do conhecimento prévio da direção de chegada (DOA) das frentes

de onda das fontes de sinal (FERREIRA e LEMOS, 2005). Já a segunda é computacionalmente mais complexa, porém independe da informação da DOA para ajustar o diagrama de irradiação. Esta é realizada através de algoritmos adaptativos (PUTTINI, 2006). Dentre eles, destacam-se os algoritmos genéticos (GA), de comprovada eficácia para solução do problema de conformação de feixe (CAO e WU, 1999; VITALE, VESENTINI, AHMAD e HANZO, 2002; SUNG, 2003).

## **2. OBJETIVOS**

Este trabalho objetiva analisar o desempenho dos conformadores de feixe de arranjos lineares de antenas utilizando algoritmos genéticos. Para tal, foram considerados sinais CDMA gerados por fontes localizadas a diferentes distâncias da ERB. Por fim, esses resultados são comparados com os obtidos através de outros métodos de conformação de feixe.

## **3. METODOLOGIA**

Primeiramente, este trabalho descreve os arranjos de antenas adotados neste estudo e a formulação matemática do modelo de sinal contendo a informação de posição azimutal das fontes de sinal, bem como do sinal filtrado espacialmente pelo arranjo de antenas. Em seguida, descrevem-se as características dos sinais modulados no CDMA. Os algoritmos genéticos são apresentados na seção seguinte, fechando a fundamentação teórica necessária à compreensão do problema em análise. Por fim, descrevem-se as simulações elaboradas para avaliar a aplicação dos algoritmos genéticos à conformação de feixe em CDMA.

### **3.1. ARRANJO LINEAR UNIFORME DE ANTENAS**

Um arranjo de antenas é um conjunto de sensores espacialmente distribuídos em uma determinada geometria (FERREIRA e LEMOS, 2005). A finalidade desta configuração é combinar os sinais detectados pelos diversos elementos para privilegiar uma determinada direção de propagação. Esse processo é conhecido como conformação de feixe.

A configuração geométrica mais simples e prática é aquela em que os sensores estão dispostos sobre uma linha (Arranjo Linear) e foi adotada neste trabalho. A representação esquemática de frentes de ondas planas atingindo o arranjo linear está ilustrada na figura 1.

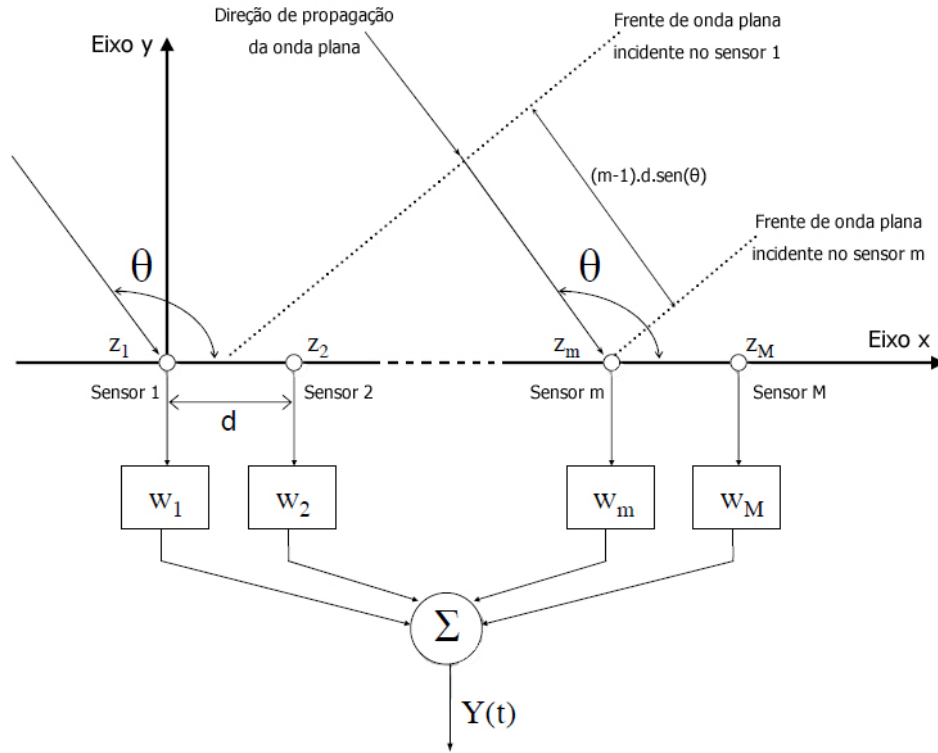


Figura 1 - Esquema de frentes de onda incidentes com direção de chegada  $\theta$  sobre um Arranjo Linear Uniforme de  $M$  sensores com distância  $d$  entre eles.

Na figura 1, pode-se verificar que os  $M$  sensores estão posicionados sobre uma linha horizontal (eixo  $x$ ), com espaçamento uniforme  $d$  entre eles. Esse espaçamento corresponde à metade do comprimento de onda dado por  $c/f$ , onde  $c$  é a velocidade da luz no vácuo ( $3 \times 10^8$  m/s) e  $f$  é a frequência da onda, em Hz. Nota-se também o vetor de pesos  $\mathbf{w} = [w_1 w_2 w_3 \dots w_M]^T$  onde o peso  $w_m$  corresponde a um fator de ponderação do  $m$ -ésimo sensor.

A distância que separa duas frentes de ondas incidentes em dois sensores consecutivos é igual a  $d \cdot \sin(\theta)$ . Dessa forma, a defasagem entre os sinais recebidos por dois elementos consecutivos é dada por (ALVES, 2004):

$$\varphi = 2\pi \cdot \frac{d \cdot \sin \theta}{\lambda} \quad (1)$$

Sendo  $x(t)$  o sinal incidente no sensor 1, pode-se notar que o sinal percebido no sensor 2 será uma versão defasada de  $x(t)$ , com envoltória complexa de valor  $e^{-j\varphi} \cdot x(t)$ .

Considerando também o ruído branco gaussiano aditivo  $n_m(t)$  que está presente em cada um dos elementos, podemos escrever a seguinte equação:

$$\begin{bmatrix} z_1(t) \\ z_2(t) \\ \vdots \\ z_M(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ e^{-j\varphi} \\ \vdots \\ e^{-j(M-1)\varphi} \end{bmatrix} \cdot x(t) + \begin{bmatrix} n_1(t) \\ n_2(t) \\ \vdots \\ n_M(t) \end{bmatrix} \quad (2)$$

Considerando os sinais emitidos por  $K$  fontes com diferentes direções  $\theta_i$  de chegada, a equação (2) toma a seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} z_1(t) \\ z_2(t) \\ \vdots \\ z_M(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{-j\varphi_1} & e^{-j\varphi_2} & \dots & e^{-j\varphi_K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{-j(M-1)\varphi_1} & e^{-j(M-1)\varphi_2} & \dots & e^{-j(M-1)\varphi_K} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_K(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_1(t) \\ n_2(t) \\ \vdots \\ n_M(t) \end{bmatrix} \quad (3)$$

onde  $z_m(t)$  representa o sinal recebido no  $m$ -ésimo sensor.

Tendo como referência a figura 1, é possível determinar a saída do arranjo através da combinação linear, ponderada pelo vetor de pesos  $\mathbf{w}$ , dos sinais captados por cada sensor. Dessa forma, a saída  $Y(t)$  do arranjo pode ser modelada em função da defasagem  $\varphi$  e do vetor de pesos através da equação vetorial:

$$y(t) = \mathbf{w}^H \mathbf{z}_M(t) \quad (4)$$

onde “ $H$ ” representa o operador Hermitiano do vetor de pesos (ALVES, 2004).

A potência espectral do arranjo pode ser calculada através da equação abaixo, onde  $\mathbf{R}_{zz}$  representa a matriz de correlação dos sinais induzidos nos sensores (PUTTINI, 2006):

$$P(\mathbf{w}) = E \left\{ y(t) \cdot y(t)^* \right\} = \mathbf{w}^H \mathbf{R}_{zz} \mathbf{w} \quad (5)$$

### 3.2. SISTEMAS DE ACESSO MÚLTIPLO POR DIVISÃO DE CÓDIGO - CDMA

Um sistema de acesso múltiplo permite a transmissão de sinais de diferentes usuários simultaneamente através de um mesmo canal de comunicação. O acesso múltiplo pode se dar pelo compartilhamento do espaço (SDMA), do tempo (TDMA), da frequência (FDMA) ou de um espaço de códigos (CDMA).

O CDMA é uma técnica em que o sinal de interesse é espalhado sobre todo o espectro de frequências, que é compartilhado simultaneamente por todos os usuários do sistema. Cada usuário recebe um código único que o identifica. Estes códigos são ortogonais

entre si, o que possibilita a reconstituição do sinal de interesse no receptor através da aplicação novamente do código de identificação do usuário sobre a informação recebida. (PUTTINI, 2006)

As sequências ortogonais de código do CDMA baseiam-se nos códigos de Walsh, originados de matrizes de Hadamard, que são matrizes quadradas de ordem  $2^i$ , com  $i$  inteiro. Cada código  $c_i(t)$  corresponde a uma linha desta matriz. As matrizes de Hadamard e Walsh podem ser representadas por (PUTTINI, 2006):

$$H_2(1) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$W_2(1) = H_2(1) \quad W_4 = \begin{bmatrix} W_2 & W_2 \\ W_2 & -W_2 \end{bmatrix} \quad W_{2n} = \begin{bmatrix} W_n & W_n \\ W_n & -W_n \end{bmatrix} \quad (7)$$

Uma mensagem binária  $b_1(t)$  codificada pela sequência de código  $c_1(t)$  resulta na mensagem codificada  $x_1(t)$ :

$$x_1(t) = b(t)c_1(t) \quad (8)$$

que, recebida com uma mensagem codificada  $x_2(t)$  interferente, ao ser decodificada no receptor, resulta no sinal:

$$r(t) = [x_1(t) + x_2(t)]c_1(t) = b_1(t)c_1^2(t) + x_2(t)c_1(t) = b_1(t) + x_2(t)c_1(t) \quad (9)$$

Observa-se que é possível recuperar a mensagem original, porém corrompida por um termo de faixa larga  $x_2(t)c_1(t)$ . Quanto mais sinais interferentes, mais corrompida a mensagem recuperada. Apesar disso, esta tecnologia de comunicação é bastante robusta e segura, além de possibilitar um uso eficiente do espectro de frequência compartilhado com os demais usuários. (PUTTINI, 2006)

### 3.3. ALGORITMOS GENÉTICOS (GA)

Os algoritmos genéticos são métodos computacionais de otimização fundamentados nos princípios e conceitos de seleção natural e evolução, como herança, mutação, seleção e cruzamento. Por utilizarem operadores probabilísticos, os GAs são classificados como otimizadores estocásticos. (CAO e WU, 1999).

Em um algoritmo genético, a evolução acontece a partir de um conjunto de possíveis soluções (população de indivíduos), por exemplo um conjunto de vetores  $\mathbf{w}$  de conformação de feixe, que é gerado de forma aleatória e sucessivamente ao longo de várias gerações. A cada nova geração, a aptidão de cada indivíduo é avaliada. Aqueles mais fortes

são selecionados e recombinados ou sofrem mutações para constituírem uma nova população, que é utilizada na próxima iteração do algoritmo. Desta forma, há uma tendência de que, na média, os indivíduos representem soluções cada vez melhores à medida que o processo evolutivo continua, até que um determinado critério de parada seja atingido. (CAO e WU, 1999).

Os principais parâmetros utilizados pelos GAs são: tamanho da população (a quantidade de indivíduos que será utilizada); taxa de cruzamento (a quantidade de novos indivíduos criados a cada interação); taxa de mutação (a quantidade de mutações aplicadas) e intervalo de geração (a porcentagem da população que será substituída durante a próxima geração). Os critérios de parada utilizados podem ser: quando a população convergir, ou seja, quando todos indivíduos tiverem um certo percentual igual de genes, ou; quando o algoritmo atingir um certo número de iterações. (CAO e WU, 1999).

### 3.4. SIMULAÇÕES

As simulações para avaliar o desempenho do GA na conformação de feixe foram realizadas utilizando-se o ambiente de desenvolvimento MATLAB. Inicialmente, modelou-se o arranjo linear uniforme com 10 sensores para capturar sinais de 1 usuário de interesse e 3 fontes interferentes (totalizando  $K = 4$  fontes).

Para simular o ambiente CDMA, a codificação dos sinais foi feita com as linhas da matriz de Walsh de 64 chips. Cada linha representa um código de usuário único com uma sequência de 64 números +1 ou -1. Essa característica limita o número máximo de usuários em cada canal a 64, pois é o número de códigos ortogonais disponíveis.

Como algoritmo genético adotou-se nas simulações uma ferramenta de uso geral para MATLAB desenvolvida pela MathWorks intitulada “Global Optimization Toolbox”, que minimiza uma função objetivo arbitrária. Neste trabalho, a função objetivo escolhida foi a função da taxa de erro de bit (*BER*). Esta função compara, um a um, os bits dos sinais originais transmitidos e aqueles estimados pelo GA, contabilizando os que são diferentes. Dessa forma, o GA evolui buscando os melhores valores dos pesos  $w_i$  – que são as variáveis do GA – para reduzir a taxa de erro de bit, aumentando assim a eficiência do estimador.

Uma vez que as variáveis do Toolbox trabalham somente com números reais, o número de variáveis utilizadas como parâmetro para o GA foi 20, sendo 10 as partes reais e as outras 10 as partes imaginárias dos pesos dos sensores.

Foram realizados experimentos variando parâmetros do sistema (Relação Sinal-Ruído - SNR) e do algoritmo genético (tamanho da população).

Os parâmetros usados para o arranjo linear uniforme estão listados no Quadro 1, enquanto que os parâmetros do GA inseridos na ferramenta Matlab encontram-se no Quadro 2. Priorizou-se a evolução pelo cruzamento dos indivíduos selecionados dispersos na população, com probabilidade 0,9, enquanto se reduziu a probabilidade de mutação para 0,2. Buscou-se assim aumentar a velocidade de convergência, reduzindo a entropia da população.

Quadro 1 – Parâmetros do arranjo linear uniforme

| Número de Sensores ( $M$ ) | Número de fontes ( $K$ ) | Número de Códigos Walsh |
|----------------------------|--------------------------|-------------------------|
| 10                         | 4                        | 64                      |

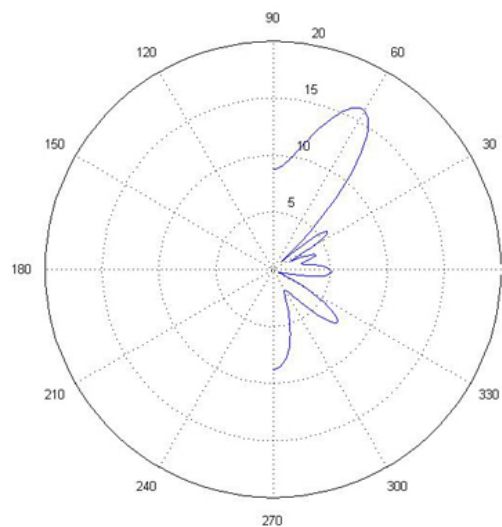
Quadro 2 – Parâmetros do algoritmo genético

|                             |                    |
|-----------------------------|--------------------|
| Número de variáveis         | 20                 |
| Scaling Function            | Rank               |
| Função de seleção           | Stochastic Uniform |
| Probabilidade de cruzamento | 0.9                |
| Função de Cruzamento        | Scattered          |
| Probabilidade de mutação    | 0.2                |
| Número de indivíduos        | 50                 |

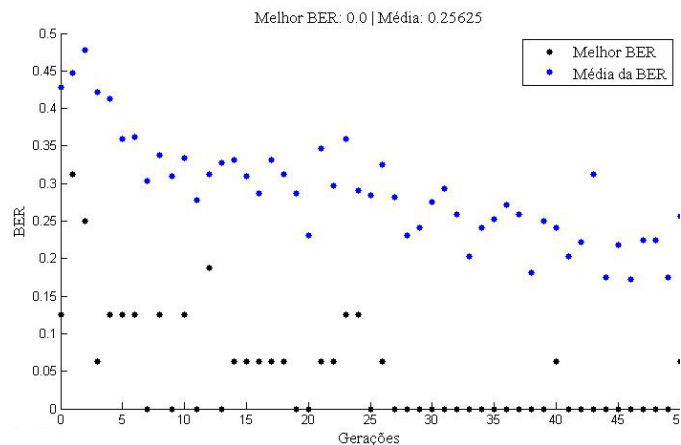
#### 4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Para realizar as simulações posicionou-se 1 fonte produzindo o sinal de interesse na posição de  $60^\circ$  e outras três fontes interferentes nas posições  $-60^\circ$ ,  $-15^\circ$  e  $30^\circ$ . Observou-se inicialmente os resultados referentes à taxa de erro de bit (BER) e à capacidade de estimação do sinal de interesse obtidos através da evolução do algoritmo genético na condição (favorável) de  $-10$  dB de relação sinal-ruído.

O diagrama de irradiação obtido está representado na figura 2 (a). Nele podemos observar que o GA conseguiu identificar a fonte de interesse e direcionar o lóbulo de maior ganho em sua direção. Nota-se também que os sinais interferentes não foram anulados, pois a solução não exigiu esta condição, mas serão recebidos com ganhos cerca de 10 dB inferiores.



(a)



(b)

Figura 2 (a) Diagrama de irradiação da antena com lóbulos direcionados para o sinal de interesse (60°) para a condição de SNR = -10dB. (b) Evolução dos valores da função objetivo (BER) do GA.

A figura 2(b) mostra a evolução dos valores médios populacionais da função objetivo (taxa de erro de bit) do algoritmo genético ao longo das várias gerações. Neste experimento, o critério de parada utilizado pelo GA foi o número de 50 gerações. Verifica-se que à medida que as gerações evoluem, menores valores para a função objetivo são encontrados, diminuindo assim a média (pontos em azul do gráfico). Os pontos em preto correspondem aos valores da BER para o melhor indivíduo, que é tomado como solução final.

O quadro abaixo mostra um comparativo entre os valores médios de taxa de erro de bit encontrados através do estimador antes de ser submetido ao GA e os valores encontrados pelo GA para diferentes níveis de SNR. Foram realizadas 100 simulações para cada valor de SNR e extraiu-se a média das taxas de erros de bits.

Quadro 3 – Valores da BER para diferentes SNR obtidos através do estimador

| SNR (dB) | Média da Taxa de Erro de bit |                     |
|----------|------------------------------|---------------------|
|          | Resultados sem o GA          | Resultados com o GA |
| 0        | 6,76%                        | 0,00%               |
| -10      | 15,60%                       | 5,54%               |
| -15      | 26,21%                       | 11,23%              |
| -20      | 31,50%                       | 16,75%              |
| -25      | 37,75%                       | 21,82%              |



Os resultados obtidos mostram que o algoritmo genético foi capaz de produzir taxas de erros menores. Nota-se também que o seu desempenho é prejudicado pela diminuição da relação sinal-ruído.

O parâmetro “tamanho da população” também realiza um papel importante no desempenho do GA. O gráfico da figura 3 mostra o comportamento da BER com a variação desse parâmetro:

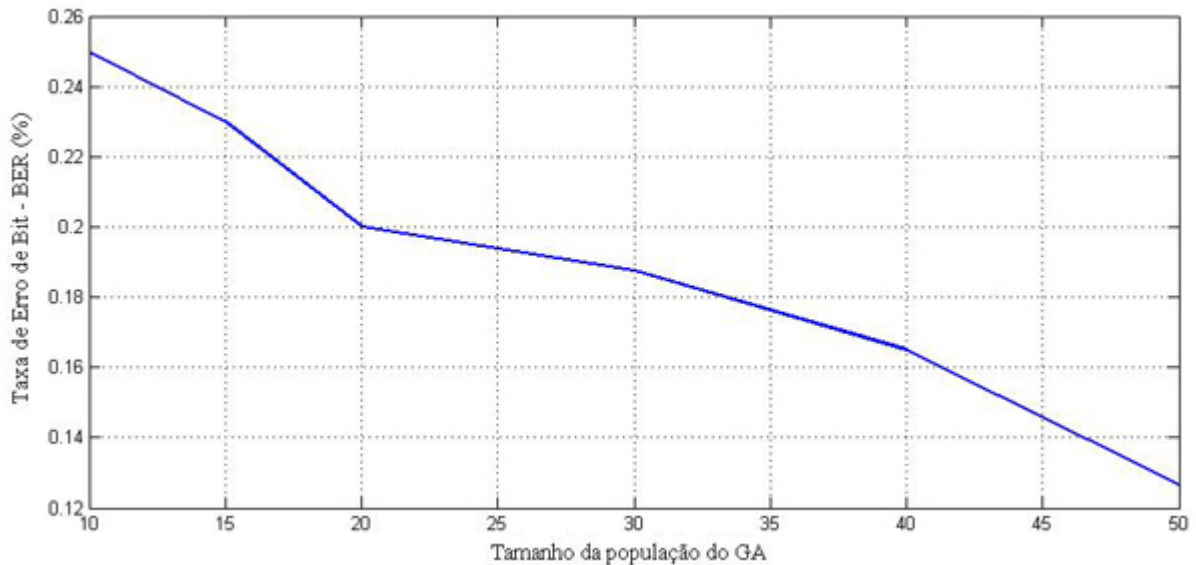


Figura 3 - Variação da Função objetivo com relação ao tamanho da população de indivíduos do GA

## 5. CONCLUSÕES

A aplicação de algoritmos genéticos para conformação de feixe em ambiente CDMA utilizando arranjos de antenas adaptativas mostrou-se viável. Porém o sistema ainda não possui o nível de robustez desejado. Para o problema abordado, com 4 fontes de sinais a diferentes distâncias do arranjo, o algoritmo conseguiu direcionar os lóbulos de ganho para a direção de interesse e estimou com precisão aceitável o sinal transmitido.

Os resultados obtidos neste trabalho são satisfatórios porém preliminares, uma vez que o desenvolvimento desta técnica de estimação encontra-se em andamento. A próxima etapa para aumentar a acurácia da estimação é a implementação do GA através de melhores critérios de evolução e seleção, como o método da abelha rainha (SUNG, 2003).

## 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALONSO, Fernanda. **Tecnologia 3G: uma junção de todas as mídias.** (2009) Disponível em: <<http://200.136.53.130:13580/cdrom/2009/intercom/sudeste/cd/resumos/R14-0320-1.pdf>> Acesso em: 22/03/2011

ALVES, C. A. **Análise Teórica e Experimental de Métodos de Estimação de DOA e de Estimação de Frequência com Alta Resolução.** Tese de Doutorado em Engenharia Elétrica, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP, 2004.

CAO, Y. J.; WU, Q. H. **TEACHING GENETIC ALGORITHM USING MATLAB.** Int. J. Elect. Eng. Educ., Vol. 36, pp. 139–153. Manchester U.P., 1999.

FERREIRA, Y. R.; LEMOS, R. P. **A New DOA Estimation Algorithm Based on Angle Search Through the Difference Between the Principal Singular Values,** Int. Symp. on Sig. Proc. and Its App. 2005 (ISSPA 2005), Sydney-Australia, vol. 1. p. 283-286, 2005.

LI, M.; LU, Y. **Genetic Algorithm Based Maximum Likelihood DOA Estimation.** IEEE Trans. Acoust., Speech. Signal Processine, vol. 50, pp. 502-506, 2002.

PUTTINI, S. B. **Emprego de Antenas Adaptativas Para Estimação de Dados em Ambientes CDMA.** Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 2006.

SILVA, Weslei; OLIVEIRA, Gláucia. **HSDPA, os caminhos para a melhor escolha.** (2008) Disponível em: <[revistas.unibh.br/dtec/include/getdoc.php?id=122&article](http://revistas.unibh.br/dtec/include/getdoc.php?id=122&article)> Acesso em: 22/03/2011

SUNG, H. J. **Queen-bee evolution for genetic algorithms.** IEEE Electronics Letters Online n. 20030346, vol. 39, N. 6, pp 575-576, 2003.

The MathWorks, **Global Optimization Toolbox,** Disponível em <<http://www.mathworks.com/products/global-optimization/>>. Acesso em: 08 jun. 2011

VITALE, M.; VESENTINI, G.; AHMAD, N.N.; HANZO, L. **Genetic Algorithm Assisted Adaptive Beamforming.** Dept. of ECS Univ. of Southampton, SO17 1BJ, UK, 2002.