

## **ALGORITMO BASEADO EM ENXAME DE PARTÍCULAS E MODELAGEM DE TRÁFEGO $\beta$ MWM PARA ALOCAÇÃO DINÂMICA DE RECURSOS EM REDES LTE**

**Flávio Henrique Teles Vieira, Bruno Henrique Pereira Gonçalves, Marcus Vinícius Gonzaga Ferreira**

Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e da Computação - Universidade Federal de Goiás  
Goiânia, Goiás 30332-0250  
flaviohtv@gmail.com

**Lee Luan Ling**

Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas  
Campinas, São Paulo - 13083-852 - Caixa-postal: 6101  
lee@decom.fee.unicamp.br

### **RESUMO**

Neste artigo é proposto um esquema de alocação de blocos de recursos em sistemas LTE (*Long Term Evolution*) que visa atender a requisitos de QoS (Qualidade de Serviço) baseando-se na teoria de banda efetiva e aplicando algoritmo PSO (*Particle Swarm Optimization*) para resolução do problema de alocação de recursos. Para tal, primeiramente é proposto um algoritmo para estimação adaptativa dos parâmetros do modelo de tráfego MWM (*Multifractal Wavelet Model*) com a finalidade de calcular a Banda Efetiva para os fluxos de tráfego de entrada no sistema. Em seguida é aplicado o algoritmo PSO de forma a decidir quais blocos de recurso a serem alocados a cada usuário, atendendo uma taxa mínima por usuário. O desempenho do esquema proposto de alocação adaptativa é validado através de simulações com séries de tráfegos reais.

**PALAVRAS CHAVE.** OFDM/TDMA, Banda Efetiva, *Multifractal Wavelet Model*.

**TEL&SI - PO em Telecomunicações e Sistemas de Informações**

### **ABSTRACT**

In this paper is proposed a scheme of resources blocks allocation for LTE systems (Long Term Evolution) that seeks to meet the QoS (Quality of Service) requirements based on the effective bandwidth theory, applying PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm for solving the allocating resources problem. First, is proposed an adaptive algorithm to estimate the parameters of the traffic model MWM (Multifractal Wavelet Model) in order to calculate the effective bandwidth for the incoming traffic floor in the system. Next, the PSO algorithm is applied in order to decide which resource blocks to be allocated to each user, given a minimum rate per user. The performance of the proposed adaptive allocation scheme is validated by simulations with real traffic traces.

**KEYWORDS.** OFDM/TDMA, Effective Bandwidth, *Multifractal Wavelet Model*.

**TEL&SI - Operational Research in Telecommunications and Information's Systems**

## 1. Introdução

Com o crescimento do acesso à Internet através de redes sem fio, tecnologias de alta velocidade de transmissão de dados multiusuário se tornam cada vez mais necessárias. Uma tecnologia de sucesso utilizada por vários tipos de redes sem fio é o OFDM (*Orthogonal Frequency Division Multiplexing*) (Prasad, 2004).

A técnica de multiplexação OFDM é uma tecnologia de transmissão de rádio de alta velocidade utilizada em vários sistemas de rede sem fio, como Wi-Fi (IEEE, 2012), WiMAX (IEEE, 2004) e LTE (3GPP, 2013). A transferência de dados é feita através de várias subportadoras simultaneamente (Niyato, 2005). No sistema OFDM/TDMA, a tecnologia OFDM proporciona transferência de dados em alta velocidade e a tecnologia TDMA (*Time Division Multiple Access*) proporciona acesso multiusuário ao sistema (Tarokh, 2009). O TDMA provê acesso multiusuário através da divisão no tempo.

Várias são as propostas para alocação de recursos em sistemas LTE (*Long Term Evolution*) (Lin Su, 2012), (Alasti, 2010), (Na Guan, 2011), (Kausar, 2012), (Capozzi, 2012). Em (Lin Su, 2012), é proposto um algoritmo para alocação de blocos de recursos em um sistema LTE baseado em otimização PSO (*Particle Swarm Optimization*). Nessa proposta, o sistema tem que atender a certas taxas de bits mínimas para os usuários, mas não leva em consideração as bandas efetivas dos fluxos de tráfego de redes. Sabe-se que os valores de taxas de dados para atender certos requisitos de QoS variam com o tempo.

Neste artigo, é proposto um esquema de alocação de blocos de recursos em sistema LTE que busca atender a requisitos de QoS baseando-se na teoria de banda efetiva e otimização PSO (*Particle Swarm Optimization*). O trabalho está organizado da seguinte forma: na seção 2 é proposto um algoritmo para estimação adaptativa dos parâmetros do modelo multifractal  $\beta$ MWM; na seção 3 é proposto um esquema de alocação dinâmica de blocos de recurso; na seção 4 é apresentado o algoritmo de otimização por enxame de partículas; na seção 5 é validado o esquema de alocação proposto; na seção 6 conclui-se o estudo.

## 2. Modelagem Multifractal $\beta$ MWM Adaptativa

O *Multifractal Wavelet Model* (MWM) é um modelo multifractal com grande destaque na modelagem de tráfego de redes (Riedi, 1999) (Ribeiro, 2000). Ele é baseado em uma cascata multiplicativa no domínio *wavelet*. A transformada *wavelet* (Vieira, 2013) (Chui, 1992) discreta é usada neste modelo devido a sua capacidade de representação multiescala de sinais. O MWM apresenta mais de uma modelagem para os coeficientes *wavelet* e coeficientes de escala, gerados pela transformada *wavelet*. Uma dessas modelagens é o  $\beta$ MWM.

O processo de modelagem do  $\beta$ MWM realiza a transformada discreta de *wavelet* de Haar para um número fixo de camadas,  $J$ , da cascata multiplicativa binomial (Rocha, 2009) para a série completa em uma única etapa. A partir dos coeficientes *wavelet* ( $W_{j,i}$ ) e coeficientes de escala ( $U_{j,i}$ ) gerados, por camada  $j \forall 0 \leq j \leq J-1$ , os parâmetros MWM são estimados.

Uma vez estimados os coeficientes de escala  $U_{j,i}$ , o  $\beta$ MWM assume que os coeficientes de escala da primeira camada ( $j=0$ ) são independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.) e, utilizando o teorema do limite central, possuem uma distribuição normal. Os parâmetros média  $\mu_c$  e variância  $\sigma_c^2$  dos coeficientes de escala da primeira camada - agora chamados de  $U_{0,0}$  - são estimados para o modelo. Os outros coeficientes de escala podem ser estimados através dos coeficientes *wavelet* e dos coeficientes de escala da primeira camada.

Os multiplicadores da cascata multiplicativa são modelados, por camada  $j$ , segundo uma distribuição Beta simétrica (Spiegel, 2011). A distribuição de probabilidade Beta possui dois parâmetros. Quando ambos os parâmetros possuem o mesmo valor, essa distribuição é chamada de Beta simétrica, pois ela passa a possuir a propriedade de ser simetricamente distribuída entre  $[-1,1]$  e média igual a  $0^1$ .

A função densidade de probabilidade da distribuição Beta simétrica é dada por (Spiegel, 2011):

$$f(x) = \frac{(1+x)^{p-1}(1-x)^{p-1}}{\text{Beta}(p, p)2^{2p-1}} \quad (1)$$

onde  $\text{Beta}(\dots)$  é a função beta e  $p$  é o parâmetro que determina a forma da distribuição.

O  $\beta$ MWM relaciona o decaimento de energia dos coeficientes *wavelet*  $n_j$  por camada  $j$  com os valores dos parâmetros  $p_j$  das distribuições beta simétrico, utilizadas para modelar os multiplicadores da cascata. O decaimento de energia dos coeficientes *wavelet* é dado por (Riedi, 1999):

$$n_j = \frac{E[W_{j-1,k}^2]}{E[W_{j,k}^2]} \quad (2)$$

e os parâmetros  $p_j$  são estimados, recursivamente, por:

$$p_j = \frac{n_j}{2}(p_{j-1} + 1) - \frac{1}{2} \quad (3)$$

Propõem-se um algoritmo para estimar os parâmetros do  $\beta$ MWM adaptativamente. Ao invés do processamento de todos os dados da série de tráfego em uma única etapa, é proposto o processamento iterativo em janelas de tamanho fixo de  $2^j$  amostras, onde  $J$  é o número de camadas da cascata. Apenas algumas variáveis são armazenadas no processo de modelagem, não havendo a necessidade de guardar uma grande quantidade de dados sobre o fluxo.

A modelagem proposta apresenta os seguintes passos:

**Algoritmo 1:** Algoritmo para Estimção Adaptativa dos Parâmetros do  $\beta$ MWM

1°. As variáveis do modelo são iniciadas. É feito o segundo momento dos coeficientes *wavelet*,  $E[W_{j,k}^2](0) = 0$ ; média e variância dos coeficientes de escala  $\mu_c(0) = 0$  e  $\sigma_c^2(0) = 0$ ; contador de janela  $n=0$ .

2°. Realiza-se a transformada de Haar na janela não sobreposta de dados de  $2^j$  amostras. A transformada de Haar em cada janela de  $2^j$  amostras gera  $2^j$  coeficientes *wavelet* - nomeados de  $\bar{W}_{j,k}$  - por camada  $j$  e um coeficiente de escala - nomeado de  $\bar{U}_{0,0}$  - na camada  $j=0$ ;

3°. Atualiza-se o segundo momento  $E[W_{j,k}^2]$  dos coeficientes *wavelet* através da equação:

$$E[W_{j,k}^2](n+1) = E[W_{j,k}^2](n) \left( \frac{n}{n+1} \right) + \frac{\sum_{i=0}^{2^j-1} \bar{W}_{j,i}^2}{(n+1)2^j} \quad (4)$$

4°. As taxas de energia  $n_j$  são recalculadas segundo a equação (2) e os parâmetros  $p_j$  são recalculados segundo a equação (3).

5°. As estatísticas dos coeficientes de escala são atualizadas segundo as equações:

$$\mu_c(n+1) = \mu_c(n) \left( \frac{n}{n+1} \right) + \frac{\bar{U}_{0,0}}{n+1} \quad (5)$$

$$\sigma_c^2(n+1) = (\sigma_c^2(n) + (\mu_c(n))^2) \left( \frac{n}{n+1} \right) - (\mu_c(n+1))^2 + \frac{(\bar{U}_{0,0})^2}{n+1} \quad (6)$$

Os passos 2, 3, 4 e 5 são repetidos a cada nova janela de dados de  $2^j$  amostras, incrementando o valor da variável  $n$  em 1. Assim, com o algoritmo adaptativo proposto obtêm-se os parâmetros do modelo  $\beta$ MWM que são:  $p_j$ s,  $\mu_c$  e  $\sigma_c^2$ .

O processo estocástico a partir do modelo  $\beta$ MWM, na camada  $n$ , é dado por (Riedi, 1999):

$$C^n[k] = 2^{-n} \text{Norm}(\mu_c, \sigma_c^2) \prod_{j=0}^{n-1} (1 + \beta(p_j, p_j)) \quad (7)$$

onde  $\beta(\cdot, \cdot)$  é uma variável aleatória beta com p.d.f. dada pela equação (1) e  $\text{Norm}(\mu_c, \sigma_c^2)$  é uma variável aleatória normal com média  $\mu$  e variância  $\sigma^2$ .

Utilizando a teoria de banda efetiva, pode-se demonstrar que a banda efetiva para o modelo  $\beta\text{MWM}$  pode ser dada pela seguinte equação:

$$\alpha(s, 2^n) = \frac{1}{st} \ln \left( E \left[ e^{-2^{-J+n} U_{0,0} \prod_{j=0}^{J-1-n} (1 + \beta(p_j, p_j))} \right] \right) \quad (8)$$

onde  $s$  é um parâmetro de espaço e  $t$  é um parâmetro de tempo (Kelly, 1996). Os parâmetros  $s$  e  $t$  determinam os requisitos de QoS exigidos para o fluxo. Como a cascata multiplicativa do MWM é diádica, o valor de  $t$  deve ser diádico, ou seja,  $t = 2^n$ ,  $0 \leq n \leq J-1$ .

### 3. Alocação Dinâmica de Recursos

Propõe-se nesta seção um esquema de alocação de recursos considerando um cenário de transmissão *downlink* de um sistema LTE de uma antena, com  $N$  blocos de recursos disponíveis por TTI (*Transmission Time Interval*), quantidade de potência distribuída igualmente entre todas as subportadoras e  $K$  usuários servidos a taxas mínimas  $R_k$  iguais às capacidades indicadas pelas bandas efetivas ou capacidades mínimas definidas  $R'_k$ . Seja  $BE_k$  a banda efetiva para o usuário calculada adaptativamente e  $R'_k$  a taxa mínima definida para o usuário, define-se a taxa mínima para o usuário  $k$ :

$$R_k = \max(BE_k, R'_k) \quad (9)$$

onde  $\max(\cdot, \cdot)$  é a função que retorna o maior valor dentre os argumentos. Neste artigo, o  $\beta\text{MWM}$  Adaptativo é utilizado para estimação de banda efetiva nesse esquema de alocação devido a sua capacidade de cálculo de banda efetiva em tempo real. Uma vez atendido o valor da capacidade indicada pela banda efetiva, os requisitos de QoS exigidos para o tráfego deverão ser atendidos.

Um bloco de recurso é definido como  $N_s$  símbolos OFDM consecutivos no domínio do tempo e  $N_{sc}$  subportadoras no domínio do tempo. Considerando que existem sinais pilotos e de controle nos blocos de recursos, apenas  $N_{sc}^d(s)$  subportadoras podem ser utilizadas para transferência de dados no  $s$ -ésimo símbolo OFDM, onde  $s \in \{1, 2, \dots, N_s\}$  e  $N_{sc}^d(s) \leq N_{sc}$ . Seja  $R_j^{(c)}$  a taxa de código associada ao MCS (*Modulation and Coding Scheme*)  $j \in \{1, 2, \dots, J\}$ , onde  $J$  é o número total de MCS suportados,  $M_j$  o tamanho da constelação do MCS  $j$  e  $T_s$  o tempo do símbolo OFDM, a taxa de bits de um bloco de recursos  $r^{(j)}$  alcançada para o MCS  $j$  é dada por:

$$r^{(j)} = \frac{R_j^{(c)} \log_2(M_j)}{T_s N_s} \sum_{s=1}^{N_s} N_{sc}^d(s) \quad (10)$$

O indicador de qualidade de canal (CQI, *Channel Quality Indicator*) é definido, no LTE, em termos da taxa de código e esquema de modulação e tem a informação de qual MCS deve ser adotado para o usuário  $k$  no bloco de recurso  $n$ .

Cada bloco de recurso é alocado a apenas um usuário em um TTI. Seja  $q_n(i) \in \{1, 2, \dots, K\}$  o usuário alocado no bloco de recurso  $n$  no TTI  $i$ . A taxa de bits nesse bloco de recurso depende do MCS do usuário, logo a taxa de bits do mesmo bloco de recurso pode ser diferente para cada usuário. Alocar os blocos de recursos aos usuários com maiores taxas de bits tende a aumentar a utilização da rede.

Seja  $x(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)]$  o vetor de tamanho  $N$ , composto pelos elementos  $x_n(t)$ ,  $n \in N$ , que associa cada bloco de recurso a um usuário no instante de tempo  $t$ . Por

exemplo, se  $x_1(t) = 2$ , o bloco de recurso 1 está alocado para o usuário 2 no instante de tempo  $t$ ;  $m_{k,n}(t)$  o MCS adotado para o usuário  $k$  no bloco de recurso  $n$  no instante de tempo  $t$ , a taxa de bits do usuário  $k$ ,  $r_k$ , no instante de tempo  $t$  é dada por:

$$r_k(t) = \sum_{n=1}^N I(x[n]=k) r^{(m_{k,n}(t))} \quad (11)$$

onde  $I(x[n]=k)$  é 1 se  $x[n]=k$  e 0 caso contrário. A taxa de bits total  $T_b$  do sistema é:

$$T_b(t) = \sum_{k=1}^K r_k(t) \quad (12)$$

Maximizar a taxa de bits total do sistema  $T_b$  é uma forma de melhorar a utilização da rede. Porém, juntamente com o aumento da taxa de bits total do sistema é necessário atender certos requisitos de banda de cada usuário. Assim, tem-se um problema de otimização que consiste em maximizar a taxa do sistema atendendo a taxa mínima de cada usuário:

$$(x) : \max T_b \quad (13)$$

sujeito a:

$$r_k \geq R_k \forall k \quad (14)$$

Esse problema de otimização corresponde a alocar blocos de recursos aos usuários com a finalidade de aumentar a taxa de bits total do sistema, mantendo uma taxa mínima  $R_k$  para cada usuário  $k$ . Esse problema pode ser resolvido por métodos de otimização onde a solução atende as taxas mínimas e obtém o maior valor possível de vazão, como em (Land, 1960), mas não há garantia de solução. Escolheu-se a otimização PSO para soluções inteiras, para que haja soluções sub-ótimas mesmo quando não há uma solução ótima.

#### 4. Otimização por Enxame de Partículas (PSO)

A otimização PSO (*Particle Swarm Optimization*) é estocástica, sub-ótima, baseada em população, que tem bom desempenho, baixo custo computacional e é de fácil implementação. A população é chamada de enxame e cada indivíduo, que corresponde a uma solução para o problema, é chamado de partícula. Na PSO padrão, cada partícula possui posição, velocidade e memoriza a melhor posição da partícula encontrada até o momento (também chamada de melhor posição local). A melhor posição de partícula na população, ou seja, a solução com menor custo, também é memorizada. Os vetores velocidade e posição são variáveis contínuas.

Na inicialização, cada partícula possui posição e velocidade aleatórias. O algoritmo procura a solução ótima através de atualizações das posições e velocidades de cada partícula, levando em conta as velocidades, as melhores posições das partículas e a melhor posição da população, até um critério de parada. As posições e as velocidades das partículas são atualizadas segundo as equações (Lin Su, 2012):

$$v_{t+1} = wv_t + r_1c_1(P_t - X_t) + r_2c_2(G_t - X_t) \quad (15)$$

$$X_{t+1} = X_t + v_{t+1} \quad (16)$$

onde  $w$  é o peso de inércia;  $c_1$  e  $c_2$  são taxas de aprendizagem;  $r_1$  e  $r_2$  são dois números aleatórios gerados segundo uma distribuição uniforme [0,1];  $v_t$ ,  $X_t$  e  $P_t$  são, respectivamente, a velocidade, a posição, a melhor posição da partícula no instante de tempo  $t$ ; e  $G_t$  é a melhor posição da população no instante de tempo  $t$ .

O Algoritmo 2 apresenta o funcionamento da PSO.

#### Algoritmo 2: Particle Swarm Optimization (PSO)

- 1º. Inicialização - Inicializar as posições  $X(i)$  e velocidades  $v(i)$  de cada partícula  $i$  com valores aleatórios. - Definir melhor posição da partícula  $P(i)=X(i)$ , onde  $i$  é o índice da partícula. - Calcular o custo  $C(i)$  de cada partícula  $i$  de acordo com a função objetivo.
- Definir o menor custo da partícula (ou seja, o custo de  $P(i)$ )  $C^P(i)=C(i)$ . - Encontrar na população a partícula com menor custo e definir as variáveis de posição  $G$  e custo  $C^G$  global com os valores dessa partícula.

2º. Iteração - (*Opcional*) Definir o peso de inércia  $w$ . Em alguns casos, utiliza-se como critério de parada o número de iterações e faz-se  $w=(maxit - iter)/maxit$ , onde  $maxit$  é o número máximo de iterações e  $iter$  o número da iteração atual.

Para cada partícula  $i$ : - Gerar números aleatórios  $r_1$  e  $r_2$  segundo uma distribuição uniforme  $[0,1]$ . - Calcular a nova velocidade da partícula segundo a equação:

$$v(i) = wv(i) + r_1c_1(P(i) - X(i)) + r_2c_2(G - X(i)) \quad (17)$$

- Calcular a nova posição da partícula segundo a equação:

$$X(i) = X(i) + v(i) \quad (18)$$

- Avaliar o custo da partícula  $C(i)$  segundo a função objetiva. - Se o custo atual da partícula  $C(i)$  for inferior ao menor custo da partícula  $C^p(i)$ , ou seja,  $C(i) < C^p(i)$ , defina  $C^p(i) = C(i)$  e  $P(i) = X(i)$ . - Se o menor custo da partícula  $C^p(i)$  for inferior ao menor custo global  $C^G$ , ou seja,  $C^p(i) < C^G$ , defina  $C^G = C^p(i)$  e  $G = X(i)$ .

3º. Critério de Parada - Avaliar o critério de parada (um critério de parada é o número de iterações). - Parar o algoritmo se o critério de parada for satisfeito, a melhor solução encontrada é  $G$ , ir para o passo 2 caso contrário.

## 5. Alocação de Recursos Utilizando PSO

O problema de otimização proposto pode ser resolvido através da PSO padrão fazendo algumas considerações. A PSO padrão não possui restrições, então a restrição da banda mínima será convertida em uma função de penalidade. O vetor solução  $x$ , que representa o usuário alocado a cada bloco de recurso, é inteiro e é adequado utilizar a versão modificada da PSO, PSO para soluções inteiras.

A função de penalidade, Equação (19), converte a otimização com restrições em uma otimização sem restrições.

$$Penalidade = [\max(R)]^2 \sum_{k=1}^K \left[ \min \left( 0, \frac{r_k - R_k}{R_k} \right) \right]^2 \quad (19)$$

A função de penalidade está associada ao percentual da taxa mínima que foi atendida para cada usuário. Quando as taxas mínimas de todos os usuários são atendidas, a função de penalidade é igual a zero, ou seja, a restrição é atendida.

Se o sistema não dispuser de recursos suficientes para atender todas as taxas mínimas, a otimização ainda terá uma solução, mesmo que a restrição não seja plenamente atendida.

$$F = \sum_{k=1}^K r_k(t) - [\max(R)]^2 \sum_{k=1}^K \left[ \min \left( 0, \frac{r_k - R_k}{R_k} \right) \right]^2 \quad (20)$$

Com a finalidade de melhorar o desempenho da PSO, as taxas dos usuários por bloco de recurso foram ordenadas, como feito em (Lin Su, 2012). Seja  $u^n = \{u_1^n, u_2^n, \dots, u_K^n\}$  o vetor das taxas de bits dos usuários para o bloco de recurso  $n$ ; e  $u'_n = \{u_{k'_1}^n, u_{k'_2}^n, \dots, u_{k'_K}^n\}$  o vetor  $u_n$  ordenado crescentemente, onde  $k'_i$  representam os índices dos usuários no vetor ordenado.

### 5.1. Simulações e Resultados

A fim de se verificar o desempenho do sistema proposto foi desenvolvido, em MATLAB®, um simulador de rede que trabalha com o esquema de alocação de recursos proposto neste trabalho, e os resultados foram comparados com os do esquema apresentado em (Lin Su, 2012). O esquema de alocação de recursos foi simulado com dois conjuntos de quatro séries de tráfego real IP cada um, com quatro, oito, doze, dezesseis e vinte usuários.

A otimização PSO inteira foi realizada considerando uma população de 30 indivíduos, critério de parada de 100 iterações, peso de inércia  $w=(100-i)/100$  (onde  $i$  é o número da iteração, iniciando em 0) e parâmetros  $c_1=1$  e  $c_2=3$ .

As características consideradas para o sistema são apresentadas na Tabela 1. O MCS foi escolhido aleatoriamente dentre os níveis 1 a 8 (Huang, 2011). A relação SNR-MCS é



apresentada na Tabela 2 (Huang, **2011**), e os valores de taxa de bits foram estimados através da Equação (10), desconsiderando, sem perda de generalização, sinais pilotos e de controle. Ou seja, todos os símbolos OFDM foram considerados como símbolos de dados.

A taxa mínima definida para os usuários  $R'_k$  foi considerada como a média dos fluxos de tráfego de dados.

Cenário de Simulação	
Número de Subportadoras por Bloco de Recurso	12
Largura de Banda por Subportadora	15 kHz
Duração de um <i>slot</i>	0,5 ms
Número de símbolos OFDM por <i>slot</i>	7
Tempo de escalonamento (TTI)	1 ms
Número de símbolos OFDM por TTI	14
Tamanho de <i>buffer</i> por usuário	60 kB (Vieira, <b>2007</b> ) (Vieira, <b>2006</b> )
Taxa de perda utilizada na estimação de banda efetiva	1%

Tabela 1: Sistema Considerado

Nível MCS	SNR (dB)	MCS	Taxa de bits (kbps)
1	1,7	QPSK (1/2)	168
2	3,7	QPSK (2/3)	224
3	4,5	QPSK (3/4)	252
4	7,2	16QAM (1/2)	336
5	9,5	16QAM (2/3)	448
6	10,7	16QAM (3/4)	504
7	14,8	64QAM (2/3)	672
8	16,1	64QAM (3/4)	756

Tabela 2: Taxas de bits e SNRs associadas aos MCS (Huang, **2011**)

O esquema de alocação de recursos foi simulado com quatro, oito, doze, dezesseis e vinte usuários, representados pelas séries de dados “dec-pkt-1” (Lawrence, **2014**), usuários 1, 5, 9, 13, e 17, “dec-pkt-2” (Lawrence, **2014**), usuários 2, 6, 10, 14 e 18, “lbl-pkt-4” (Lawrence, **2014**), usuários 3, 7, 11, 15 e 19, e “dec-pkt-4” (Lawrence, **2014**), usuários 4, 8, 12, 16 e 20. O tempo de simulação foi de 90000 ms, que corresponde a 90000 TTI, e foi considerado que o sistema possui 25 blocos de recursos, com uma largura de banda de 5 MHz.

As bandas efetivas calculadas adaptativamente para todos os usuários, para toda série de tráfego, estão apresentadas na Figura 1.

A Tabela 3 apresenta os percentuais de perdas de bytes do sistema e a média de perda de bytes dos usuários, relativa ao fluxo de tráfego do usuário, no sistema simulado, considerando o esquema de alocação apresentado em (Lin Su, **2012**) e esquema de alocação proposto. Ambos os esquemas de alocação utilizam PSO para alocar taxas de transferência mínimas aos usuários. Porém, no esquema apresentado em (Lin Su, **2012**) as taxas mínimas são fixas e essas foram consideradas iguais às médias dos fluxos de tráfego; e no esquema de alocação proposto, as taxas mínimas são iguais às bandas efetivas dos usuários, que são calculadas adaptativamente.

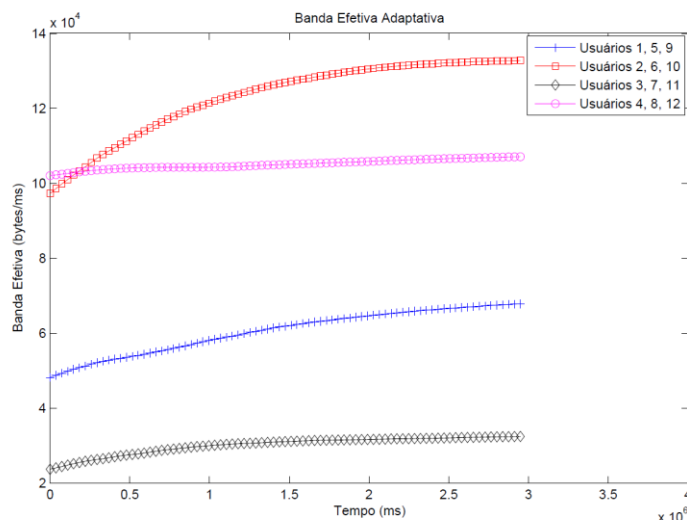


Figura 1: Bandas efetivas adaptativas estimadas para os usuários do sistema

A partir dos dados obtidos, observa-se que as médias de perda dos usuários tendem a serem inferiores utilizando o esquema de alocação proposto e as perdas do sistema são aproximadamente iguais às do esquema apresentado em (Lin Su, 2012). Isso acontece porque as perdas dos usuários, relativas aos seus fluxos de tráfego, tendem a estar no mesmo nível, diminuindo a média de perda dos usuários.

Número de Usuários	Perdas do Sistema		Média de Perdas dos Usuários	
	Esquema (Lin Su, 2012)	Proposto	Esquema (Lin Su, 2012)	Proposto
4	0,007170 %	0,009560 %	0,009284 %	0,012379 %
8	2,227813 %	1,594020 %	2,040855 %	2,198889 %
12	19,830540 %	18,241733 %	26,012732 %	14,452624 %
16	35,933397 %	35,314559 %	42,905562 %	27,563534 %
20	47,174917 %	48,223034 %	54,706204 %	37,715635 %

Tabela 3: Perda do sistema e média de perdas dos usuários

A Figura 2 apresenta a média da estimativa do retardo em função do número de usuários. Nota-se que a média da estimativa do retardo nas simulações com o esquema de alocação proposto é significativamente inferior aos valores de retardo apresentados nas simulações utilizando o esquema (Lin Su, 2012), principalmente para os sistemas com 12, 16 e 20 usuários. Os usuários com maiores fluxos de tráfego têm seus retardos reduzidos com o aumento dos recursos alocados pelo esquema proposto, diminuindo assim a média da estimativa do retardo.

O sistema compartilha recursos que não são suficientes para atender todos os requisitos de banda de todos os usuários, desta forma, quanto mais recursos são alocados aos usuários com maiores demandas de taxas de dados, os usuários com menores demandas têm suas taxas de dados reduzidas, levando a um aumento de retardo e perdas para esses usuários.



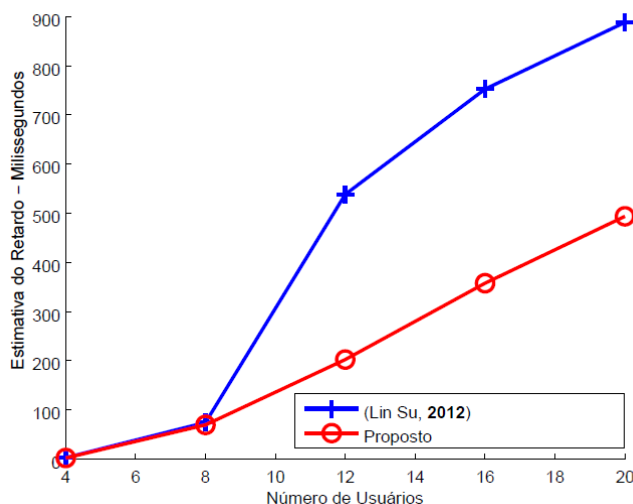


Figura 2: Média da estimativa do retardo em função do número de usuários

A Tabela 4 e a Figura 3 apresentam a média da vazão total do sistema e a Figura 4 apresenta a média da vazão por usuário em função do número de usuários, em mega bytes por segundo (MBps), para o esquema proposto e para o esquema descrito em (Lin Su, 2012). Os valores de vazão são semelhantes em ambos os esquemas simulados. Quando há dados nos *buffers* dos usuários há pouca variação na vazão do sistema, independente da alocação de recursos, pois todos os recursos serão utilizados.

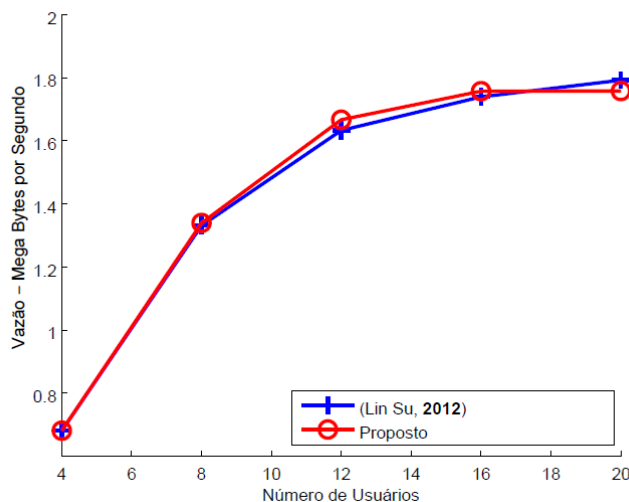


Figura 3: Média da vazão total do sistema em função do número de usuários

Número de Usuários	Média da Vazão Total	
	Esquema (Lin Su, 2012)	Proposto
4	0,680967 MBps	0,680963 MBps
8	1,330712 MBps	1,339495 MBps
12	1,632538 MBps	1,666385 MBps
16	1,738927 MBps	1,756906 MBps
20	1,792112 MBps	1,757614 MBps

Tabela 4: Média da vazão total do sistema

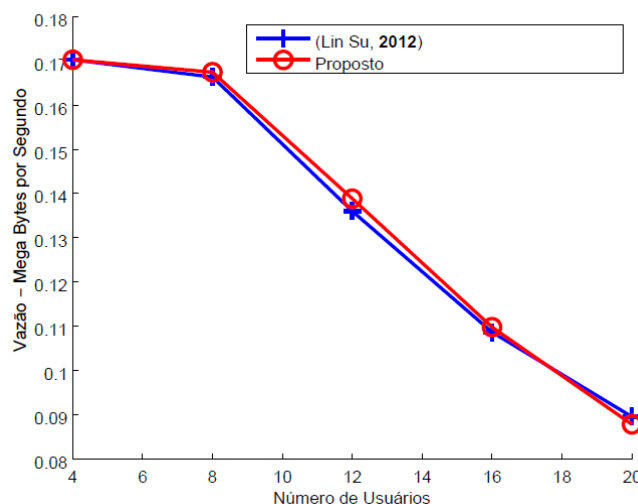


Figura 4: Média da vazão por usuário do sistema em função do número de usuários

A Tabela 5 apresenta a medida do índice de justiça, também conhecido como *fairness* (Jain, 1984) para o esquema proposto e para o esquema descrito em (Lin Su, 2012). O índice de justiça para vazão é dado pela seguinte equação (Jain, 1984):

$$\text{Índice Fairness} = \frac{\left( \sum_{k=1}^K x_k \right)^2}{K \sum_{k=1}^K x_k} \quad (21)$$

onde  $K$  é o número total de usuários,  $x_k = T_k/O_k$  é a vazão normalizada,  $T_k$  a vazão do usuário  $k$  e  $O_k$  é a vazão justa do usuário  $k$ . A vazão justa foi calculada através do critério Max-Min (Bertsekas, 1992), considerando a banda efetiva como as demandas dos usuários. Dentre os esquemas simulados, os resultados mostram que o índice de *fairness* é superior utilizando o esquema de alocação proposto, pois é considerada a banda efetiva como a vazão justa do usuário.

Número de Usuários	Média do <i>Fairness</i>	
	Esquema (Lin Su, 2012)	Proposto
4	0,459725	0,467349
8	0,679676	0,726595
12	0,724296	0,805298
16	0,687219	0,793503
20	0,609817	0,740986

Tabela 5: Média do *fairness*

A Tabela 6 apresenta a utilização no sistema simulado considerando as duas propostas. A utilização foi estimada através da seguinte equação:

$$u(t) = \frac{V(t)}{C(t)} \quad (22)$$

onde  $V(t)$  é a taxa de saída de dados no instante  $t$  e  $C(t)$  a capacidade alocada ao usuário servido no instante  $t$ .

Número de Usuários	Utilização do Sistema	
	Esquema (Lin Su, 2012)	Proposto
4	37,319941 %	37,996523 %
8	76,969520 %	76,443251 %
12	96,335829 %	89,220246 %
16	99,154897 %	91,841748 %
20	99,748829 %	91,662334 %

Tabela 6: Utilização do Sistema

Através dos resultados apresentados, observa-se que o esquema de alocação proposto, comparado ao esquema apresentado em (Lin Su, 2012), tende a manter ou até mesmo a diminuir a perda média entre os usuários e a perda no sistema e diminuir o retardo. Também há um aumento no índice de justiça (*fairness*), e diminuição da utilização do sistema.

## 6. Conclusão

O esquema de alocação proposto utiliza algoritmo de otimização PSO para maximizar a taxa de bits no sistema e ao mesmo tempo garantir que as taxas de dados sejam maiores ou iguais às bandas efetivas dos fluxos tráfego. Através da teoria de banda efetiva define-se as taxas mínimas necessárias para atender requisitos de QoS para o sistema.

As simulações mostraram que o esquema proposto reduz as perdas no sistema e a média de perdas dos usuários para determinados números de usuários, além de reduzir a média do retardo. Há menores perdas em alguns casos e menores retardos em outros. As características dos fluxos de tráfego considerados nas simulações são diferentes. O esquema proposto reduziu o retardo em redes cabeadas com tráfego multiplexado e reduziu as perdas no sistema de rede celular quando os recursos são escassos.

Pretende-se como trabalho futuro, avaliar o desempenho do esquema de alocação proposto em diferentes cenários com modelos de canal e tipos de tráfego diversos.

## Agradecimentos

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Goiás (FAPEG) e à fundação CAPES, pelo apoio fundamental prestado.

## Referências

- 3GPP.** *Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA) and Evolved Universal Terrestrial Radio Access Network (E-UTRAN); Overall description.* Valbonne, FR, 2013.
- Alasti, M.; Neekzad, B.; Jie Hui; Vannithamby, R..** *Quality of service in WiMAX and LTE networks.* IEEE Communications Magazine, Volume 48 Issue 5, Pag. 104-111, May 2010.
- Bertsekas, D.; Gallager, R.** *Data Networks.* 2nd ed. Prentice Hall, 1992.
- Capozzi, F; Piro, G; Grieco, La; boggia, G; Camarda, P .** *Downlink packet scheduling in lte cellular networks: Key Design Issues and A survey.* IEEE Commun. Surv. Tutorials, 2012.
- Chui, C. K.** *An Introduction to Wavelets.* San Diego: Academic, 1992.
- Guan, Na; Zhou, Yiqing; Tian, Lin; Sun, Gang; Shi, Jinglin.** *QoS guaranteed resource block allocation algorithm for LTE systems.* Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob), IEEE 7th International Conference on, Pag. 307-312, 2011.
- Huang, Jeng-Ji; Lin, Wei-Keng; Ko, Hung-Hsiang.** *A Resource Allocation Algorithm for Maximizing Packet Transmission in Donwlink LTE Cellular Systems.* TENCON 2011 - 2011 IEEE Region 10 Conference, Pag. 445-449, 2011.
- IEEE.** *Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications.* New York, NY, 2012.
- IEEE.** *IEEE Standard for Local and Metropolitan Area Networks - Part 16: Air Interface for Fixed Broadband Wireless Access Systems.* New York, NY, USA, 2004.
- Jain, R.; Hawe, W.; Chiu, D..** *A Quantitative measure of fairness and discrimination for resource allocation in Shared Computer Systems.* DEC-TR-301, September 26, 1984
- Jain, Raj; Durreesi, Arjan; Babic, Gojko.** *Throughput Fairness Index: An Explanation.*

Department of CIS, The Ohio State University, 1984.

**Kausar, R.; Y. Chen; KK, Chai.** *Qos aware packet scheduling with adaptive resource allocation for OFDMA based LTE-advanced networks.* IET Conference Publications vol. 2011, (586 CP) Pag. 207-212, 2012.

**Kelly, F.** *Notes on effective bandwidths.* In *Stochastic Networks*, Oxford University Press, 1996

**Land, A. H.; Doig, A. G.** *An automatic method of solving discrete programming problems.* *Econometrica* 28 (3). pp. 497-520. 1960.

**Lawrence Berkeley National Laboratory.** *The Internet Traffic Archive.* Página da web disponível em: <<http://ita.ee.lbl.gov/>>, acessado em maio/2014.

**Lin Su; Ping Wang; Fuqiang Liu.** *Particle swarm optimization based resource block allocation algorithm for downlink LTE systems.* Communications (APCC), 18th Asia-Pacific Conference on, Pag. 970-974, 2012.

**Niyato, D.; Hossain, E.** *Queueing analysis of ofdm/tdma systems.* IEEE Global Telecommunications Conference, vol. 6, p. 5 pp. 3712- 3716. December, 2005.

**Prasad, R.** *Ofdm for Wireless Communications Systems.* Artech House, Artech House universal personal communications series. 2004.

**Ribeiro, V. J.; Riedi, R. H.; Crouse, M. S.; Baraniuk, R. G.** *Multiscale queueing analysis of long-range dependent traffic.* Proc. IEEE Infocom, 2000.

**Riedi, R. H.; Crouse, M. S.; Ribeiro, V. J. e Baraniuk, R. G.** *A multifractal wavelet model with application to network traffic.* IEEE Trans. on Information Theory, vol. 45, no.3, pp. 992-1018, 1999.

**Rocha, F. G. C. e Vieira, F. H. T.** *Modelagem de tráfego de vídeo MPEG-4 utilizando cascata multifractal com distribuição autorregressiva dos multiplicadores.* I2TS, Florianópolis, SC, 2009.

**Rocha, F. G. C.; Vieira, F. H. T.; Santos, Jr, J. A.** *A Multifractal Based Approach for Loss Probability Estimation for OFDM/TDMA Based Systems* In: The 13th 128 International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications, Recife-PE / Brasil, 2010.

**Spiegel, M. R.; Liu, J.** *Manual de Fórmulas e Tabelas Matemáticas.* Col. Schaum - 3ª Ed, Makron Books, 2011.

**Tarokh, V.** *New Directions in Wireless Communications Research.* Springer, 2009.

**Vieira, F. H. T.; Costa, V. H. T.; Gonçalves, B. H. P.** *Neural Network Based Approaches for Network Traffic Prediction.* Artificial Intelligence, Evolutionary Computing and Metaheuristics, pp. 657-684, 2013.

**Vieira, F. H. T.; Luan Ling, L.** *Limitantes de Desempenho de Fila para Tráfego Multifractal de Redes.* INFOCOMP (UFLA), v. 6, p. 100-110, 2007.

**Vieira, F. H. T.; Luan Ling, L.** *Análise de Fila para Tráfego Multifractal utilizando Cálculo de Rede e Parâmetro de Escala Global.* 24º Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores - SBRC2006, Vol. 1, pp.1-6, Curitiba, PR, Brasil, 2006.