

# Representação Esparsa para Estimação de Canal PLC: Uma Análise Preliminar

Antônio Ângelo M. Picorone, Raimundo Sampaio Neto, Moisés Vidal Ribeiro

**Resumo**—Este trabalho, baseado em simulações computacionais, discute uma análise preliminar da representação esparsa de canais power line communication (PLC). Além disso, analisa a possibilidade de redução do número de sinais pilotos em OFDM quando se utiliza a técnica compressive sensing (CS) para a estimação de tais canais. Os resultados obtidos sugerem que o uso de CS, aplicado a estimação de canais PLC lineares e invariantes no tempo, quando o ruído aditivo e branco é o Gaussiano, pode ser utilizado para diminuir o número de subportadoras pilotos nos símbolos OFDM, algo bastante oportuno para aumentar a vazão de sistemas PLC baseados em OFDM.

**Palavras-Chave**—Estimação de canal, comunicação sobre redes elétricas, amostragem compressiva, OFDM.

**Abstract**—This paper discusses a preliminary analysis, based on computer simulations, of the sparse representation of power line communications (PLC) channels. Additionally, it exams the possibility of reducing the number of pilots in OFDM signals when compressive sensing (CS) techniques are applied to estimate such channels. The attained results suggest that the use of CS techniques to estimate linear and time invariant PLC channels corrupted by additive white gaussian noise allows for the reduction if the required number of pilot subcarriers in OFDM symbols, which is a timely issue for increasing the throughput of PLC systems based on OFDM schemes.

**Keywords**—Channel estimation, powerline communications, compressive sensing, OFDM.

## I. INTRODUÇÃO

O sistema de comunicação PLC (*Powerline Communications*) utiliza a rede elétrica como meio de comunicação. Devido ao seu grande potencial para o uso nas redes elétricas inteligentes (*smart grids*), essa tecnologia passou a ser investigada com esse foco recentemente.

Atualmente, a técnica OFDM (*orthogonal frequency-division multiplexing*) tem sido preferencialmente aplicada em sistemas de comunicação pela rede elétrica de forma a maximizar a taxa de transmissão de dados dos mesmos [1]. O desempenho destes sistemas de comunicação tem forte dependência com o processo de estimação do canal. Este fato é ainda mais evidente nos sistemas PLC, nos quais o canal apresenta comportamentos variantes no tempo e na frequência, além da presença de ruídos impulsivos. Diversos trabalhos tem sido endereçados ao estudo das técnicas de estimação de canais PLC aplicadas à OFDM. Alguns desses trabalhos são baseados

em técnicas não supervisionadas para a obtenção da resposta em frequência do canal (CFR - *channel frequency response*) [2], outros exploram técnicas supervisionadas, principalmente as que utilizam sinais pilotos, conhecidas como PSAM (*pilot-symbol-aided modulation*) [3], [4].

Mais recentemente, uma nova abordagem de se estimar canais de comunicação tem sido discutida. Trata-se da emergente técnica de amostragem compressiva (CS - *compressive sensing, compressed sensing* ou *compressive sampling*) aplicadas ao problema de se obter informações do estado do canal (CSI - *channel state information*) com o objetivo de estimar de forma eficiente a CFR para aplicar ao OFDM [5]. Nessa abordagem, a disponibilidade da CSI no receptor permite que se explore as informações dos efeitos de atraso, Doppler e/ou diversidade espacial para se combater o desvanecimento do canal de comunicação.

Para que a aplicação de CS seja possível no problema de estimação de canais PLC, o canal de comunicação deve admitir uma representação esparsa em algum domínio. Modelos de canais PLC utilizados em simulações computacionais são, geralmente, versões truncadas da CIR de modelos mais completos [6].

Este trabalho se propõe a analisar de uma forma preliminar, baseada em resultados computacionais, a possibilidade de se representar um canal PLC esparso, a partir de um modelo de canal PLC consagrado na literatura, a fim de se utilizar técnicas de CS no problema de estimação de canais PLC em sistemas baseados na OFDM. Para tanto, é utilizado um modelo de canal PLC derivado a partir do modelo teórico adotado como referência para estudos de canais de acesso no projeto OPERA (*Open PLC European Research Alliance*) [1].

Em seguida, é analisado o desempenho de alguns algoritmos, baseados na técnica CS, para estimar este canal.

Este trabalho é organizado da seguinte forma: a Seção II apresenta um breve resumo da técnica de CS. A Seção III descreve os modelos de sinal e canal PLC utilizados nesse trabalho. Os resultados preliminares obtidos nas simulações computacionais são apresentados na Seção IV. Finalmente, as conclusões e algumas direções futuras são abordadas na Seção V.

## II. TÓPICOS SOBRE *Compressive Sensing*

Consideremos  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$  o sinal original no domínio do tempo discreto, cujos os elementos são  $x[n]$ ,  $n = 1, 2, \dots, N$ . Qualquer sinal  $\mathbf{x}$  pode ser representado em termos de uma base vetorial  $\{\psi_i\}_{i=1}^N$ , que por simplicidade deve ser considerada ortonormal. Com isso, a matriz de base  $N \times N$  é dada por

A. A. M. Picorone, Centro de Ensino Superior de Juiz de Fora (CES/JF) e Cemig Distribuição S.A. (CEMIG-D), Minas Gerais, Brasil, antoniopicorone@pucminas.ces.br

Raimundo S. Neto, Pontifícia Universidade Católica (PUC-RJ), Rio de Janeiro, Brasil, raimundo@cetuc.puc-rj.br

M. V. Ribeiro, Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF) e Smarti9 Ltda, Minas Gerais, Brasil, mribeiro@engenharia.ufjf.br

$\Psi = [\psi_1 | \psi_2 | \dots | \psi_N]$ , então,

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^N s_i \psi_i = \Psi \mathbf{s}, \quad (1)$$

em que  $\mathbf{s}$  é um vetor coluna  $N \times 1$  que representa  $\mathbf{x}$  no domínio esparsos, cujos elementos são dados por

$$s_i = \langle \mathbf{x}, \psi_i \rangle = \{\psi_i\}^T \mathbf{x}, \quad (2)$$

em que  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  e  $(\cdot)^T$  representam o produto interno entre os argumentos e o transposto do argumento, respectivamente. Note que  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{s}$  são representações equivalentes do mesmo sinal, porém em domínios diferentes:  $\mathbf{x}$  no domínio do tempo e  $\mathbf{s}$  no domínio  $\Psi$ . Observe que  $\mathbf{x}$  é uma combinação linear de apenas  $K$  vetores de base, com  $K \ll N$ , ou seja,  $\mathbf{s}$  é dito ser  $K$ -esparso, pois somente  $K$  elementos de  $\mathbf{s}$  são não nulos,  $N - K$  elementos são zeros.

A teoria de CS afirma que, sob certas condições, é possível recuperar sinais esparsos a partir de um número bem menor de amostras/medidas do que os métodos usados tradicionalmente [7]. Em uma aplicação real de CS, é obtido um vetor de medida  $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$  de um sinal  $K$ -esparso  $\mathbf{s} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ , que pode ser representado por

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} + \boldsymbol{\eta} = \Phi \Psi \mathbf{s} + \boldsymbol{\eta} = \Theta \mathbf{s} + \boldsymbol{\eta}, \quad (3)$$

em que  $\boldsymbol{\eta} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$  é um ruído estocástico ou uma perturbação determinística,  $\Phi \in \mathbb{C}^{M \times N}$  denominada de matriz de detecção,  $\Psi \in \mathbb{C}^{N \times N}$  denominada de matriz de representação e  $\Theta \in \mathbb{C}^{M \times N}$  denominada de matriz de medição [5].

A reconstrução do sinal medido depende do nível de esparsidade e também de algumas propriedades da matriz de medição  $\Theta$ . Considerando  $\sharp$  como a cardinalidade de um conjunto, a esparsidade de um vetor pode ser definida como

$$\|\mathbf{s}\|_0 = \sharp\{i : s_i \neq 0\}. \quad (4)$$

A teoria de CS aplica-se basicamente a pares de matrizes  $\Phi$  e  $\Psi$  com baixa coerência. Uma forma alternativa de quantificar a coerência entre as matrizes de  $\Phi$  e  $\Psi$  é avaliar diretamente a matriz de medição  $\Theta$  através de sua coerência mútua, que é definida como o maior valor absoluto e normalizado do produto interno entre as diferentes colunas de  $\Theta$ , ou seja [8]:

$$\mu(\Theta) = \max_{1 \leq i, j \leq N, i \neq j} \frac{|\theta_i^\dagger \theta_j|}{\|\theta_i\| \times \|\theta_j\|}, \quad (5)$$

em que  $(\cdot)^\dagger$  é o conjugado complexo do argumento e  $\theta_i$  é a  $i$ -ésima coluna de  $\Theta$ . Neste caso,  $\mu(\Theta) = 1$  – maximamente coerente, enquanto  $\mu(\Theta) = 0$  – maximamente incoerente.

A reconstrução do sinal original parte do princípio de que se tem disponível o vetor  $\mathbf{y}$ , contendo as  $M$  medidas, e a matriz de medição  $\Theta$ . Porém, uma vez que consideramos  $M < N$  na eq. (3), é possível encontrarmos uma infinidade de  $\hat{\mathbf{s}}$  que satisfazem  $\Theta \hat{\mathbf{s}} = \mathbf{y}$ .

O método dos mínimos quadrados é uma abordagem clássica para se resolver problemas inversos desse tipo. Entretanto, quando  $\mathbf{s}$  é esparso a solução encontrada por esse método não é satisfatória. O método usado em CS faz uso da

otimização convexa, que se reduz a uma programação linear, conhecido como *basis pursuit*, para a recuperação do sinal  $\mathbf{s}$ .

Existem diversas estratégias de CS para se reconstruir o sinal original baseadas nos argumentos informados  $\mathbf{y}$ ,  $K$  e  $\Theta$ . Nesse trabalho foram estudados os algoritmos de reconstrução baseados na estratégia de busca voraz: OMP( $\mathbf{y}$ ,  $K$ ,  $\Theta$ ) (*Orthogonal Matching Pursuit*), que tem a vantagem de ser um algoritmo rápido e de fácil implementação [9]. O CoSaMP( $\mathbf{y}$ ,  $K$ ,  $\Theta$ ) (*Compressive Sampling Matching Pursuit*), que incorpora ideias de algoritmos combinatórios para garantir velocidade e limitantes de erro rigorosos [10]. Finalmente, uma versão do CoSaMP modificada, denominada de mCoSaMP( $\mathbf{y}$ ,  $\Theta$ ) (*Modified Compressive Sampling Matching Pursuit*), que não necessita da informação *a priori* da esparsidade do canal também é empregada na análise [11]. Observe que  $K$  representa a esparsidade utilizada pelo algoritmo, independente de ser ou não a esparsidade real do canal de comunicação.

### III. DESCRIÇÃO DOS MODELOS

O canal PLC utilizado como referência foi o REF-CH 9 [1] que é caracterizado pelos parâmetros apresentados na Tab. I aplicado a

$$H(f) = \sum_{i=1}^P g_i e^{-(a_0 + a_1 f^r) d_i} e^{-j 2\pi f \tau_i}, \quad (6)$$

em que  $P$  é o número de percursos,  $i$  refere-se ao  $i$ -ésimo percurso,  $a_0$  e  $a_1$  são os parâmetros de atenuação,  $r$  é o expoente do fator de atenuação,  $g_i$  é o fator de peso para o  $i$ -ésimo percurso. Além disso,  $d_i$  e  $\tau_i$  são o comprimento e o atraso do  $i$ -ésimo percurso.

TABELA I

PARÂMETROS DO MODELO DO CANAL PLC REF-CH 9 PARA REDE DE ACESSO [1]

$i$	1	2	3	4	5
$g_i$	0,064	0,038	-0,015	0,005	-0,002
$d_i(m)$	200	222,4	244,8	267,5	290
$i$	6	7	8	9	10
$g_i$	-0,003	-0,005	-0,006	-0,005	0,002
$d_i(m)$	350	428	440	452	630
$i$	11				
$g_i$	-0,004				
$d_i(m)$	680				
$r = 1$	$a_0 = 0$	$a_1 = 8.8 \times 10^{-10}$			

Para se obter o modelo de canal utilizado neste trabalho, denominado de LITt, derivado do modelo de canal PLC REF-CH 9, a CIR discreta do REF-CH 9 foi truncada. A CIR discreta desse canal foi feita como possuindo apenas 31 coeficientes ( $L = 31$ ), o que representa 90% da energia do canal PLC REF-CH 9, quando se considera apenas a banda de 0 a 10 MHz.

Uma ilustração da CFR e CIR dos modelos de canais REF-CH 9 original e o truncado pode ser vista na Figura 1.

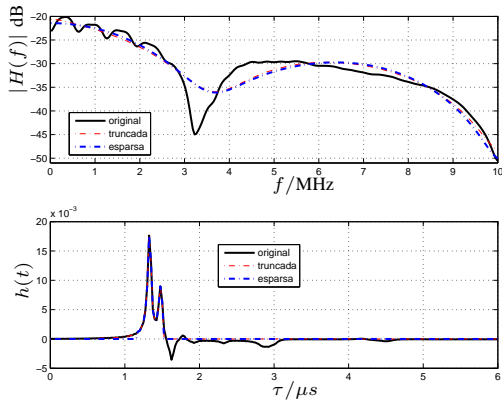


Fig. 1. CIR e CFR simuladas

### A. Modelo do sinal OFDM

Consideremos uma comunicação ponto-a-ponto sobre um canal de comunicação PLC, que pode ser caracterizado como discreto, linear e invariante no tempo como descrito na eq. (6). Então, considerando o uso da OFDM, o vetor na recepção, logo após a operação da  $N$ -DFT normalizada (*discrete fourier transform*), pode ser representado por:

$$\mathbf{Y} = \text{diag}\{\mathbf{X}\}\mathbf{H} + \mathbf{V}, \quad (7)$$

em que  $\text{diag}\{\mathbf{a}\}$  representa uma matriz diagonal cujos elementos da diagonal são os coeficientes do vetor  $\mathbf{a}$ , ou caso  $\mathbf{a}$  seja uma matriz,  $\text{diag}\{\mathbf{a}\}$  representa um vetor cujos elementos são os mesmos da diagonal principal da matriz  $\mathbf{a}$ .  $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$  representa o símbolo OFDM no domínio da frequência,  $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$  representa a resposta em frequência do equivalente discreto do canal e  $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$  a representação na frequência do ruído aditivo.

Assumi-se que a CIR do canal PLC possui  $L \leq L_{pc} + 1$  coeficientes não nulos e que o comprimento do prefixo cíclico,  $L_{pc}$ , é menor do que a duração do símbolo OFDM. Consequentemente, os coeficientes não nulos da CIR estão concentrados no início do vetor que representa o canal PLC, ou seja,  $\mathbf{h} = [h_0, h_1, \dots, h_{L-1}, 0, \dots, 0]^T \in \mathbb{C}^N$ , isto é, somente os  $L < N$  componentes de  $\mathbf{h}$  podem, possivelmente, assumir valores não nulos.

Considerando o uso da técnica PSAM, a distribuição dos pilotos nos símbolos OFDM pode assumir diversas geometrias. Respeitando-se o teorema da amostragem de *Nyquist*, o espaçamento entre os pilotos no domínio da frequência,  $\Delta p_f$ , é escolhido de acordo com [12]:

$$\Delta p_f \leq \frac{1}{2\Delta f_{sp}\tau_{max}}, \quad (8)$$

em que  $\Delta f_{sp}$  é o espaçamento em frequência das  $N$  subportadoras e  $\tau_{max}$  é o maior atraso do canal. Alguns trabalhos sugerem o uso de uma sobreamostragem por um fator de 2 para os símbolos pilotos com o objetivo de melhorar o desempenho da estimação [13].

No método de se estimar canais de comunicação baseado em sequências de treinamento, pode-se considerar o símbolo transmitido no domínio do tempo discreto, antes da inserção

do prefixo cíclico, como composto por duas componentes distintas:  $\mathbf{x}_p$  que representa o vetor do sinal dos pilotos no domínio do tempo discreto e  $\mathbf{x}_d$  que representa o vetor do sinal dos dados no mesmo domínio. Esses sinais são provenientes de uma transformação linear realizada pela  $N$ -IDFT normalizada, cujas funções de base são ortogonais, ou seja:

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \mathbf{x}_p + \mathbf{x}_d \\ &= \mathcal{F}_N^\dagger(\mathbf{S}^T \mathbf{X}_p + \mathbf{S}_d^T \mathbf{X}_d), \end{aligned} \quad (9)$$

em que  $\mathbf{X}_d$  representa o vetor do sinal da mensagem a ser transmitida no domínio da frequência.  $\mathbf{S}_d$  e  $\mathbf{S}$  são, respectivamente, a matriz  $N_d \times N$  que seleciona as  $N_d$  subportadoras de dados e a matriz  $N_p \times N$  que seleciona as  $N_p$  subportadoras pilotos do vetor  $\mathbf{X}$ .  $\mathcal{F}_N$  representa a matriz da  $N$ -DFT normalizada. Uma vez que em todo o trabalho consideramos que o canal PLC é linear, o sinal no receptor, logo após a operação da  $N$ -DFT, pode ser considerado como a soma de duas componentes independentes: uma correspondendo aos pilotos,  $\mathbf{x}_p$ , e outra aos dados,  $\mathbf{x}_d$ . Como nosso objetivo é o de se estimar o canal PLC, nesta abordagem ignora-se a componente representante dos dados transmitidos e foca-se somente na componente do sinal recebido referente aos pilotos  $\mathbf{x}_p$ . Uma vez que  $\mathbf{x}_p$  é uma representação no domínio do tempo discreto de  $\mathbf{X}_p$ , e considerando que para demodulação e decodificação ótima se faz necessário o conhecimento preciso da CFR ou CIR, o vetor que representa as componentes do sinal piloto na saída do canal de comunicação é representado por:

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_p &= \text{diag}\{\mathbf{X}_p\}\mathbf{H}_p + \mathbf{V}_p \\ &= \text{diag}\{\mathbf{X}_p\}\mathcal{F}_{L,p}\mathbf{h} + \mathbf{V}_p, \end{aligned} \quad (10)$$

em que  $\mathcal{F}_{L,p} = \mathbf{S}\mathcal{F}_L$ , com  $\mathcal{F}_L$  denotando as  $L$  primeiras colunas de  $\mathcal{F}_N$ , e  $\mathbf{V}_p$  é a transformada de Fourier do ruído nas subportadoras pilotos.

Agora, se admitirmos a CIR do canal PLC como sendo esparsa ou aproximadamente esparsa e definirmos  $\mathbf{Z} \triangleq \text{diag}\{\mathbf{X}_p\}\mathcal{F}_{L,p}$ , então pode-se reescrever eq. (10) a fim de colocá-la na forma canônica, (3), para explorar a teoria de CS, ou seja,

$$\mathbf{Y}_p = \mathbf{Z}\mathbf{h} + \mathbf{V}_p, \quad (11)$$

o que por inspeção nos leva a considerar  $\mathbf{y} = \mathbf{Y}_p$ ,  $\Theta = \mathbf{Z}$ ,  $\mathbf{s} = \mathbf{h}$ ,  $\boldsymbol{\eta} = \mathbf{V}_p$ , além de  $\Phi = \text{diag}\{\mathbf{X}_p\}$  e  $\Psi = \mathcal{F}_{L,p}$ .

A Figura 2 ilustra a coerência mútua da matriz de medição  $\mathbf{Z}$  quando se adota os sinais pilotos com amplitude e fase constante, ou seja,  $\text{diag}\{\mathbf{X}_p\} = \mathbf{I}_{N_p}$ , em que  $\mathbf{I}_{N_p}$  é uma matriz identidade de dimensão  $N_p$ , e a matriz de detecção como sendo a matriz da DFT,  $\mathcal{F}_{L,p}$ . Observe que para uma quantidade de pilotos  $N_p \geq 20$  existe uma baixa coerência mútua entre essas matrizes, o que é a situação desejável para a aplicação de CS. Para a obtenção da resposta em frequência nas subportadoras piloto, a partir do sinal recebido foi adotado a técnica LS (*least square*). O vetor  $N_p \times 1$  que representa a estimativa da resposta em frequência do equivalente discreto do canal PLC nas subportadoras pilotos, quando se utiliza o estimador LS, é dado por:

$$\hat{\mathbf{H}}_p = (\text{diag}\{\mathbf{X}_p\})^\dagger \mathbf{Y}_p. \quad (12)$$

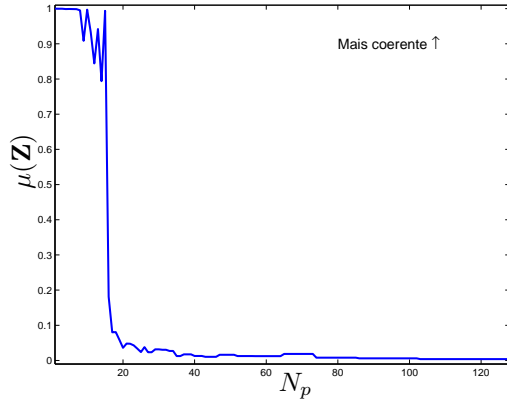


Fig. 2. Coerência mútua da matriz de medição  $\mathbf{Z} = \Theta$  ( $L = 31, N = 512$ ).

A estimativa da CFR do canal PLC é obtida interpolando-se os pontos entre os coeficientes de  $\hat{\mathbf{H}}_p$ . Nesse trabalho foi utilizado o método de interpolação linear [14].

#### IV. RESULTADOS COMPUTACIONAIS

Os resultados provenientes de simulações computacionais apresentados a seguir foram obtidos adotando-se o modelo de sistema OFDM apresentado na Seção III-A, com  $N = 512$ , modelo do canal PLC LITt ( $L = 31$ ) e ruído AWGN. Foi considerada a transmissão de 200 símbolos OFDM com modulação BPSK na simulação para gerar cada ponto dos gráficos.

A métrica de desempenho adotada nos gráficos para comparação entre os estimadores foi o erro quadrático médio (MSE- *mean square error*) definido como:

$$\text{MSE}(\hat{\mathbf{h}}) = E\{(\hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h})^2\}, \quad (13)$$

em que  $\hat{\mathbf{h}}$  é a estimativa de  $\mathbf{h}$  e  $E\{\cdot\}$  representa o operador esperança.

O estimador utilizado como referência foi o LS considerado como descrito na eq. (12). Neste resultado foi realizada uma interpolação linear para se obter a resposta em frequência nas subportadoras de dados e, em seguida, a CFR estimada foi utilizada no equalizador ZF (*zero forcing*) para o cálculo da BER (*bit error rate*).

A Figura 3 ilustra uma comparação baseada nas curvas de BER entre os desempenhos do estimador LS de canal PLC e os propostos em CS. Esta figura sugere que para  $\text{SNR} \geq 25$  dB o desempenho baseado na taxa de erro dos estimadores OMP e CoSaMP com  $K = 16$  e mCoSaMP quando se utiliza 20 subportadoras como piloto, é semelhante ao desempenho do estimador LS quando este utiliza 128 subportadoras. Note que o desempenho desses estimadores são bem próximos um dos outros para  $\text{SNR} < 25$  dB.

O desempenho dos algoritmos OMP e CoSaMP é bastante similar para a configuração adotada nesse trabalho, conforme sugere a Figura 3. Entretanto, como em algumas situações o algoritmo OMP pode se apresentar instável [10], este algoritmo foi desconsiderado nas análises a seguir.

Utilizando-se como referência a curva do MSE do estimador LS obtido quando se utiliza 128 subportadoras piloto, a Figura 4 retrata o MSE dos estimadores CoSaMP e mCoSaMP

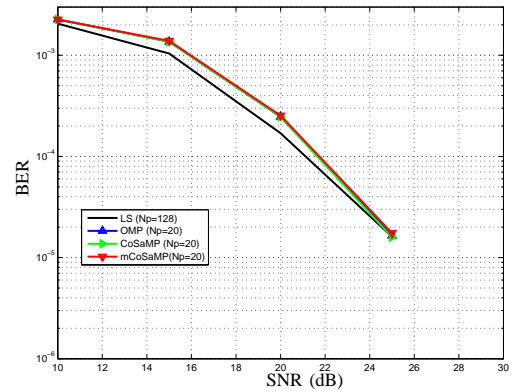


Fig. 3. BER dos estimadores com  $N = 512, N_p = 20$  para os estimadores CS e  $N_p = 128$  para o estimador LS, ruído AWGN e canal PLC LITt ( $L = 31$ ). Para os algoritmos OMP e CoSaMP foi utilizado  $K = 16$ .

quando são utilizadas apenas 20 subportadoras piloto. Pode-se observar nesta figura que o algoritmo CoSaMP possui desempenho distinto para cada valor de esparsidade  $K$  indicado em seu argumento. Note também que o desempenho do algoritmo mCoSaMP é único, pois ele não depende da informação de  $K$ . Na Figura 4 também pode-se verificar que o desempenho dos estimadores LS e CoSaMP são aproximadamente iguais quando se considera  $K = 8$ . Por outro lado, ao se considerar a esparsidade do canal maior do que 8, tanto o CoSaMP quanto o mCoSaMP mostraram-se com o desempenho superior ao LS. Este resultado sugere a possibilidade de representarmos o canal LITt utilizado nesse trabalho como um canal esparsamente equivalente para valores de  $\text{SNR} \geq 20$  dB, pois para valores menores do que este, o MSE de referência, ou seja, o do estimador LS, possui um desempenho melhor do que os estimadores de sinais esparsos analisados.

Dessa forma, como exemplo, a Figura 4 sugere que caso se admita como aceitável o desempenho do estimador LS, com  $N_p = 128$ , o canal de comunicação PLC LITt considerado pode ser representado por um modelo  $K$ -esparso com valores de  $K$  maior do que 8. Esse modelo  $K$ -esparso sugerido, caso se adote  $K = 8$ , pode ser obtido zerando-se as  $L - 8$  amostras de menor amplitude do canal truncado anteriormente obtido. A CIR e CFR deste canal PLC linear invariante no tempo 8-esparso, denominado de LITs, estão representadas na Figura 1.

A Figura 5 ilustra uma comparação entre o desempenho dos estimadores sujeitos ao canal LITt baseada nas curvas dos MSE para diferentes quantidades de pilotos. Nesta figura pode-se confirmar o baixo desempenho do estimador LS para um número pequeno de pilotos. Este baixo desempenho do estimador LS já era de se esperar para um número reduzido de pilotos, pois considerando as características do modelo de canal PLC adotado, seria necessário um número maior de subportadoras pilotos para atender a eq. (8). Uma estimativa do número mínimo de pilotos, igualmente espaçados, que atenderia ao teorema da amostragem para o estimador LS, considerando na eq. (8) as características do modelo de canal PLC LITt adotado seria de  $N_p \geq 58$ , em que foi considerado  $\Delta p_f = 19,53$  kHz,  $\tau_{max} = 0,15$   $\mu$ s, além de um fator igual a dois de sobreamostragem, conforme sugerido na Seção III.

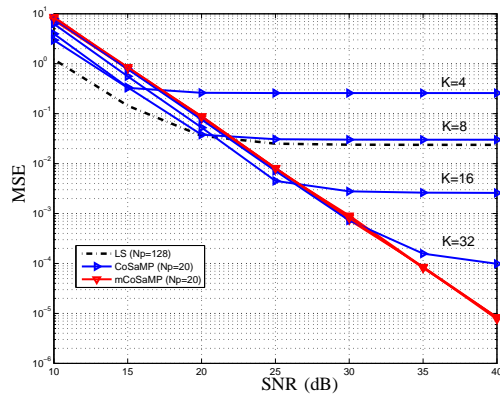


Fig. 4. MSE dos estimadores com  $N = 512$ ,  $N_p = 20$  para os estimadores CS e  $N_p = 128$  para o estimador LS, ruído AWGN e canal PLC LITt ( $L = 31$ ).

Finalmente, pode-se observar na Figura 5 que para valores de

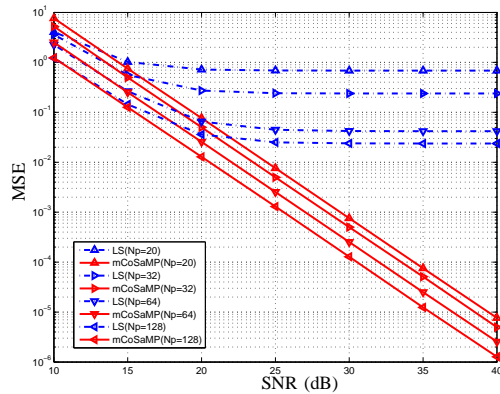


Fig. 5. MSE dos estimadores com ruído AWGN, canal PLC LITt ( $L = 31$ ),  $N = 512$  e diversos  $N_p$ .

$SNR \leq 15$ , o desempenho medido pelo MSE do mCoSaMP só se compara com o MSE do estimador LS quando se adota o mesmo número de pilotos em ambos os estimadores. Este resultado indica uma deficiência do estimador mCoSaMP para a reconstrução de sinais esparsos com baixa SNR.

## V. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou uma análise preliminar, baseada em simulações computacionais, da aplicação da técnica de amostragem compressiva em estimação de canais PLC invariantes no tempo em sistemas OFDM submetido a ruído AWGN. Foram testados os algoritmos de reconstrução esparsa OMP, CoSaMP e o mCoSaMP e comparados com o estimador LS.

Os resultados computacionais obtidos sugerem que modelos de canais PLC, que são normalmente utilizados para análise destes sistemas, aplicados à OFDM e ruído AWGN podem ser representados, sob certas restrições, como modelos esparsos. Estas restrições são referentes ao baixo desempenho dos algoritmos estudados para sinais com baixa SNR. Fato esse que pode ser contornado de forma grosseira com o aumento da quantidade de sinais pilotos quando tratar-se de baixa SNR. De uma forma mais geral, técnicas de estimação de

canais esparsos, como as baseadas na teoria de CS podem ser aplicadas para aumentar a taxa de transmissão do sistema através da diminuição do *overhead* gerado por um alto número de pilotos.

Finalmente, vale ressaltar que os resultados apresentados têm como único objetivo o de servir para uma primeira análise da aplicação de CS no problema de se estimar canais PLC. Não foram consideradas nas simulações as variações periódicas da CIR e CFR, nem o ruído impulsivo normalmente encontrado nesses ambientes. Dessa forma, introduzindo-se nas investigações os componentes de variabilidade e ruído que normalmente se encontra na prática, será possível termos uma visão melhor do ganho e custo computacional da estratégia de estimação de canais com CS, ficando essas questões como sugestões para trabalhos futuros.

## AGRADECIMENTOS

Este trabalho teve o apoio do CNPq, CAPES, FAPEMIG, FINEP, P&D ANEEL-CEMIG, INERGE e Smarti9 Ltda.

## REFERÊNCIAS

- [1] H.C. Ferreira et al., Ed., *Power line communications: theory and applications for narrowband and broadband communications over power lines*. John Wiley & Sons, 2010.
- [2] G. Laguna-Sanchez and R. Barron-Fernandez, "Blind channel estimation for power-line communications by a PSO-inspired algorithm," in *IEEE LATINCOM*, Sep. 2009, pp. 1–6.
- [3] J. Cortes, A. Tonello, and L. Diez, "Comparative analysis of pilot-based channel estimators for DMT systems over indoor power-line channels," in *IEEE ISPLC*, 2007, pp. 372–377.
- [4] A. A. M. Picorone, M. V. Ribeiro, and A. S. Cerqueira, "Estimação de canais PLC variante no tempo na presença de ruído impulsivo aplicado a sistemas OFDM," in *XXVII SBRT*, Blumenau, SC-Brasil, Oct. 2009.
- [5] W. Bajwa, J. Haupt, A. Sayeed, and R. Nowak, "Compressed channel sensing: A new approach to estimating sparse multipath channels," *Proc. IEEE*, vol. 98, no. 6, pp. 1058–1076, June 2010.
- [6] S. Galli, "A novel approach to the statistical modeling of wireline channels," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 59, no. 5, pp. 1332–1345, May 2011.
- [7] E. Candes and M. Wakin, "An introduction to compressive sampling," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 25, no. 2, pp. 21–30, Mar. 2008.
- [8] D. Wang and X. Hou, "Compressed MIMO channel estimation and efficient pilot pattern over Doppler sparse environment," in *International Conference on Wireless Communications and Signal Processing*, Nov. 2011, pp. 1–5.
- [9] J. Tropp and A. Gilbert, "Signal Recovery From Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 53, no. 12, pp. 4655–4666, Dec. 2007.
- [10] D. Needell and J. Tropp, "CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples," *Applied and Computational Harmonic Analysis*, vol. 26, no. 3, pp. 301–321, 2009. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1063520308000638>
- [11] N. Wang, Z. Zhang, G. Gui, and P. Zhang, "Improved sparse channel estimation for multicarrier systems with compressive sensing," in *International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications*, Oct. 2011, pp. 1–5.
- [12] A. A. Picorone, "Uma contribuição a estimação de canais PLC variantes no tempo utilizando sinais pilotos," Dissertação de Mestrado, UFJF - Universidade Federal de Juiz de Fora, Aug. 2009.
- [13] R. Nilsson, O. Edfors, M. Sandell, and P. Borjesson, "An analysis of two-dimensional pilot-symbol assisted modulation for OFDM," in *IEEE International Conference on Personal Wireless Communications*, Dec. 1997, pp. 71–74.
- [14] M.-H. Hsieh and C.-H. Wei, "Channel estimation for OFDM systems based on comb-type pilot arrangement in frequency selective fading channels," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, vol. 44, no. 1, pp. 217–225, Feb. 1998.