



VII Seminário Técnico de Proteção e Controle
22 a 27 de Junho de 2003
Rio de Janeiro - RJ

Artigo: 37603008

ELIMINAÇÃO DE RESPOSTA TRANSITÓRIA EM OSCILOGRAMAS UTILIZANDO *Matching Pursuits*

Lisandro Lovisolo^{1*}
lisandro@lps.ufrj.br
Paulo S. R. Diniz¹
diniz@lps.ufrj.br

Marco A. M. Rodrigues²
mamr@cepel.br

Eduardo A. B. da Silva¹
eduardo@lps.ufrj.br
Salvatore Mantuano F.³
salvator@furnas.com.br

1. Laboratório de Processamento de Sinais (LPS) - COPPE/UFRJ
2. Centro de Pesquisas em Energia Elétrica - CEPTEL
3. Furnas Centrais Elétricas, Rio de Janeiro

Resumo

O artigo apresenta a utilização da técnica conhecida como *Matching Pursuits* para análise de sinais provenientes de oscilografia, de forma a identificar os componentes transitórios que surgem durante as faltas em linhas de transmissão. Essa identificação permite separar os fenômenos de real interesse para análise. Esta característica pode viabilizar aplicações tais como compactação dos arquivos de oscilografia, eliminação de ruído de alta frequência e a eliminação de componentes indesejáveis como o termo exponencial sobreposto à corrente de falta (conhecido como o “componente CC”), que afetam particularmente os algoritmos de localização de faltas.

Palavras-Chave: oscilografia, *Matching Pursuits*, fasores, compressão de sinais.

1 Introdução

Deve-se considerar que as empresas estão cada vez mais utilizando registradores digitais de perturbação e outros dispositivos com oscilografia integrada. Tal fenômeno se explica, em geral, por dois motivos: (i) as alterações na estrutura do setor elétrico obrigaram as empresas a monitorar mais pontos no sistema, quer seja para comprovar a qualidade de seus serviços, quer seja por força da legislação; (ii) o custo dos equipamentos de medição tem caído bastante desde a década passada. Esse aumento na utilização de oscilógrafos digitais tem como resultado o aumento na quantidade de eventos registrados, com o conseqüente aumento no número de arquivos de oscilografia que precisam ser analisados. Mesmo refinando-se as modalidades de disparo (“trigger”) dos oscilógrafos, tem sido comum a geração excessiva de arquivos com fenômenos de menor importância, como

chaveamentos de outros circuitos, operação de seccionadoras, energização de linhas etc.

Dessa maneira, é muito importante o estudo de ferramentas e de técnicas para automatizar o processo de análise. Neste artigo estuda-se a técnica chamada de *Matching Pursuits*, oriunda da área de processamento digital de sinais [1, 2], para tratamento dos canais analógicos dos oscilogramas.

A técnica de *Matching Pursuits* (MP) é aplicada na identificação de componentes em um sinal. O ponto forte da técnica é a facilidade de, a partir de um padrão básico, poder-se identificar uma enorme família de curvas. Por exemplo, ao definir-se o padrão “senóide”, o algoritmo de MP consegue, em um sinal genérico, identificar a componente definida (a forma de onda tipo senóide) e calcular seus parâmetros (amplitude, fase e frequência, por exemplo). Esta identificação inclui também a localização temporal da componente, ou seja, os seus instantes de início e fim.

Muitos dos cálculos realizados a partir de oscilogramas se baseiam em métodos de comparação dos valores de tensão e corrente com a impedância da linha. Esses valores são utilizados na forma de fasores, sendo obtidos a partir das curvas registradas nos canais analógicos dos oscilogramas. No cálculo dos fasores o sinal é filtrado de forma a obter-se apenas a contribuição da frequência fundamental. Então os valores de módulo e ângulo são obtidos. Na prática este processo é geralmente realizado em uma só operação através das transformadas de *Fourier* ou cossenos.

Neste artigo pretende-se demonstrar a capacidade da técnica de MP para aplicação a sinais de potência. O algoritmo original [3] foi alterado para melhor representar padrões do tipo exponencial, senóides com variação exponencial de sua amplitude e senóides com variação repentina de amplitude e fase (como no caso de uma falta). Para estas aplicações o método também foi aperfeiçoado quanto à preci-

* Laboratório de Processamento de Sinais II, Sala I-146, COPPE/UFRJ, Cx. P. 68504, Rio de Janeiro, RJ, Brasil

são na localização temporal do evento, posto que originalmente estes erros provocavam um problema sério na reconstrução correta do sinal (por exemplo, as perturbações no sinal reconstruído iniciavam-se pouco antes da real ocorrência da falta). Faremos também um estudo quanto à capacidade da técnica de **MP** para filtragem do decaimento exponencial da corrente de de curto-circuito (comumente chamado de “componente CC”).

A seguir apresentamos o modelo utilizado para decompor os sinais. Na seção 2 apresentamos o método utilizado para obter uma decomposição de acordo a este modelo. Entretanto, as decomposições assim obtidas, apesar de ótimas a cada passo, confundem alguns fenômenos presentes nos sinais; veremos como eliminar estas confusões. Além disso, como estas decomposições tendem a ter um número infinito de passos desenvolveu-se [4] um critério de parada ao mesmo tempo em que garantimos que os fenômenos presentes no sinal sejam preservados. Na seção 3 apresentamos diversos resultados e aplicações do método proposto. Na seção 4 apresentamos as conclusões.

1.1 Descrição do Modelo

Um bom modelo para representar sinais elétricos é dado por uma soma de senóides amortecidas [4] (na verdade harmônicos de uma frequência fundamental F)

$$x(t) = \sum_{q=0}^{Q-1} A_q \cos(2\pi k_q F t + \phi_q) e^{-\lambda_q(t-t_{i_q})} \times [u(t-t_{i_q}) - u(t-t_{f_q})]. \quad (1)$$

Cada componente é representada por uma sêxtupla $(A_q, k_q F, \lambda_q, \phi_q, t_{i_q}, t_{f_q})$, onde A_q representa a amplitude, $k_q F$ a frequência, λ_q o amortecimento da exponencial, ϕ_q a fase da senóide, e t_{i_q} e t_{f_q} representam, respectivamente, os instantes de início e fim da componente (sendo $u(t)$ a função degrau). Note que as frequências das senóides são múltiplos inteiros de uma frequência fundamental F . Representando o sinal através de um conjunto destas sêxtuplas, poderíamos obter uma representação bem compacta e acurada do sinal.

O decaimento exponencial aparece somado ao sinal senoidal, como mostrado na figura 1, podendo ser modelado pela equação

$$Ae^{\lambda t}[u(t-t_i)u(t-t_f)] + B\text{sen}(2\pi ft + \phi) \quad (2)$$

onde t_i e t_f são o tempo inicial e final do fenômeno (por simplicidade não foram representados na equação acima os tempos inicial e final da componente senoidal). A variável λ expressa a constante de decaimento da exponencial. Pode-se observar que a equação (2) é um caso particular da equação (1). Desta forma espera-se que o método seja capaz de extrair/identificar corretamente a “componente CC”. Uma vez decomposto um sinal que possua esta componente pode ser reconstruído sem ela, eliminando-a no processo de reconstrução.

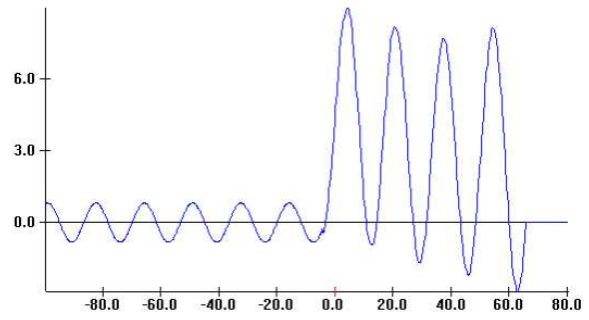


Figura 1: Corrente com componente exponencial.

2 Decomposições Adaptativas de Sinais

Um sinal $x(t)$ pode ser representado por uma soma de componentes pré-definidos $f_k(t)$, $k \in \{0, 1, \dots, K\}$ como [1]

$$x(t) = \sum_{n=0}^{M-1} \alpha_n f_{k(n)}(t). \quad (3)$$

Chamamos $f_k(t)$ de átomos ou estruturas. O conjunto de todos os possíveis átomos $f_k(t)$ é chamado de dicionário \mathcal{D} . Na equação (3) M átomos, dados por $f_{k(n)}(t)$, são utilizados para representar $x(t)$, sendo α_n um fator de energia para a estrutura $f_{k(n)}(t)$. Um ponto importante relacionado à representação da equação (3) é que ela decompõe o sinal $x(t)$ como uma combinação linear de M componentes. Logo, ela tem o potencial de, dependendo da escolha do dicionário \mathcal{D} , permitir a identificação dos diferentes fenômenos que compõem $x(t)$, gerando uma representação compacta [5] e adaptada ao sinal específico $x(t)$ sendo analisado. A decomposição da equação (3) é equivalente àquela apresentada na equação (1), onde as funções que compõem o dicionário são conhecidas a priori (senóides amortecidas). O problema central destas decomposições é como obter os coeficientes α_n e os átomos $f_{k(n)}(t)$. Para isto utilizamos o algoritmo de *Matching Pursuits* (**MP**).

Salientamos que o algoritmo proposto objetiva:

1. Identificar automaticamente as diferentes componentes do sinal elétrico de acordo com um modelo de sinais elétricos baseado em senóides amortecidas;
- 2 Reduzir a quantidade de dados armazenada. Ao mesmo tempo a técnica minimiza um dos principais problemas da compressão de sinais oscilográficos, que é a maneira como erros de reconstrução são tratados. Com o algoritmo de *Matching Pursuits*, o erro de reconstrução do sinal está relacionado, em geral, à eliminação das componentes de ruído presentes no sinal, que não são coerentes (não estão relacionadas) com o sistema monitorado. Tornando desta forma o sinal mais “limpo” – realizando o que é convencionalmente chamado de *denoising*.

2.1 O Algoritmo de *Matching Pursuits*

O algoritmo de **MP** foi introduzido em [2]. O **MP** é iterativo, e a cada passo escolhe a função pertencente ao dicionário que possui o maior produto

interno (correlação) com o sinal, sendo desta forma um algoritmo voraz e adaptativo [2, 1, 6]. O sinal será então sucessivamente aproximado.

Suponha que desejamos decompor o sinal \mathbf{x} . Defina um dicionário $\mathcal{D} = \{\mathbf{g}_\gamma\}$, $\gamma \in \Gamma$, (γ é um conjunto de parâmetros e Γ é o conjunto de todos os possíveis γ), tal que $\|\mathbf{g}_\gamma\| = 1$. Se \mathcal{D} é completo [1, 2], pode-se representar \mathbf{x} como uma soma de elementos do dicionário $\mathbf{g}_{\gamma(n)}$, que são chamados de átomos ou estruturas

$$\mathbf{x} = \sum_n \alpha_n \mathbf{g}_{\gamma(n)}. \quad (4)$$

Para calcular os coeficientes α_n e escolher os átomos $\mathbf{g}_{\gamma(n)}$ podemos escolher $\mathbf{g}_{\gamma(0)}$ tal que $\alpha_0 = \langle \mathbf{x}, \mathbf{g}_{\gamma(0)} \rangle = \max_{\gamma \in \Gamma} \langle \mathbf{x}, \mathbf{g}_\gamma \rangle$, e dividir \mathbf{x} em duas partes definindo $\mathbf{R}^1_{\mathbf{x}} = \mathbf{R}^0_{\mathbf{x}} - \alpha_0 \mathbf{g}_{\gamma(0)}$ (onde $\mathbf{R}^0_{\mathbf{x}} = \mathbf{x}$). Podemos realizar este processo iterativamente e computar o resíduo de ordem $n+1$, $\mathbf{R}^{n+1}_{\mathbf{x}}$, a partir do de ordem n , através de

$$\mathbf{R}^{n+1}_{\mathbf{x}} = \mathbf{R}^n_{\mathbf{x}} - \alpha_n \mathbf{g}_{\gamma_n}, \quad (5)$$

onde $\alpha_{n+1} = \langle \mathbf{R}^n_{\mathbf{x}}, \mathbf{g}_{\gamma_n} \rangle$ é obtido para o γ_n que o maximiza. Observe que $\mathbf{R}^{n+1}_{\mathbf{x}}$ e $\mathbf{g}_{\gamma(n)}$ são ortogonais e portanto a energia do sinal é conservada [2]. Isto é, após m passos da decomposição teremos

$$\|\mathbf{x}\|^2 = \sum_{n=0}^{m-1} \|\langle \mathbf{R}^n_{\mathbf{x}}, \mathbf{g}_{\gamma(n)} \rangle\|^2 + \|\mathbf{R}^m_{\mathbf{x}}\|^2. \quad (6)$$

Um ponto importante, que garante a convergência da aproximação via **MP**, é que a energia dos resíduos decresce a cada passo.

2.2 Dicionário de Senóides Amortecidas

O **MP** foi originalmente proposto utilizando o dicionário de *Gabor* [2, 1]. Os átomos deste dicionário são definidos como

$$g_\gamma(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} 2^{\frac{1}{4}} e^{-\pi(\frac{t-u}{s})^2} \cos(\xi t + \phi) \quad (7)$$

onde $\gamma = [s, u, \xi, \phi]$ - (s é a escala, u o centro do átomo, ξ é a sua frequência e ϕ a fase). Estes átomos são senóides moduladas por janelas *Gaussianas*.

A implementação do **MP** com o dicionário de *Gabor* é discutida em [2, 7]. Uma característica deste dicionário é que o espaço de parâmetros destes átomos ($\gamma = [s, u, \xi, \phi]$) pode ser amostrado [2, 7] obtendo ainda assim um dicionário completo. Diferentes abordagens para os dicionários têm sido propostas: treinamento, geração estocástica e até mesmo coleções de dicionários ou bibliotecas. Aqui desejamos utilizar um dicionário baseado no modelo de sinais elétricos da equação (1), obtendo átomos definidos por

$$f_\gamma(t) = K_{f_\gamma} \cos(\xi t + \phi) e^{-\lambda(t-t_i)} \times [u(t-t_i) - u(t-t_f)]. \quad (8)$$

onde $\gamma = [\lambda, \xi, \phi, t_i, t_f]$ e K_{f_γ} é tal que $\|f_\gamma(t)\| = 1$. O problema com este dicionário é que amostrar o espaço de parâmetros $\gamma = [\lambda, \xi, \phi, t_i, t_f]$ não é trivial.

Propomos resolver este problema obtendo a decomposição no dicionário de estruturas f_γ (equação (8)) indiretamente a partir do dicionário composto pelas estruturas g_γ (equação (7)). A seguir descrevemos o algoritmo em linhas gerais. É importante notar que tanto para os átomos de *Gabor* quanto para os átomos senoidais amortecidos (que chamaremos de átomos exponenciais), não é necessário amostrar a fase do átomo para gerar o dicionário. A mesma pode ser computada a partir das representações complexas dos átomos (a função cosseno é substituída por uma exponencial complexa de argumento imaginário), detalhes podem ser encontrados em [5, 7].

2.3 O Algoritmo de Decomposição

Inicialmente o átomo de *Gabor*, equação (7), que melhor “casa” o sinal, é obtido através do **MP**. Uma vez que este átomo é escolhido, o utilizamos como um ponto de partida para procurar a senóide amortecida, equação (8), que proporciona melhor casamento com o sinal. Isto é feito, em linhas gerais, como a seguir:

1. O átomo de *Gabor* que melhor aproxima o sinal no passo é encontrado através do algoritmo de **MP**.
2. Com os parâmetros $\gamma = [s, u, \xi]$, é encontrada a exponencial que melhor se aproxima de um dos semi-planos de g_γ (definimos os semi-planos do átomo de *Gabor* como as amostras ou à direita ou à esquerda do ponto de simetria da janela *Gaussiana*) na vizinhança de seu ponto de inflexão [8].
3. Após encontrar a quádrupla $\gamma = [\lambda, \xi, t_i, t_f]$, calculamos a fase ótima para o átomo (ver seção 2.2), e procuramos o melhor suporte temporal do mesmo. A procura pelo melhor suporte temporal é realizada maximizando o produto interno entre o átomo e o sinal, e também minimizando o erro na região de suporte. Uma descrição completa do procedimento pode ser encontrada em [8].
4. A partir destes valores re-otimizamos os parâmetros $\gamma = [\lambda, \xi, t_i, t_f]$, e calculamos a fase do átomo, obtendo a quádrupla que caracteriza o átomo, $\gamma = (\xi, \lambda, \phi, t_i, t_f)$, além de α_n dado por $\alpha_n = \langle \mathbf{R}^n_{\mathbf{x}}, g_\gamma \rangle$.
5. Ao analisar sinais medidos no sistema elétrico, os algoritmos baseados em **MP**, como o anterior, tendem a cometer dois equívocos em termos da identificação de fenômenos físicos, que apresentamos a seguir, juntamente com as heurísticas desenvolvidas para eliminá-los:

- I. Sinais formados por duas ou mais senóides de mesma frequência porém de diferentes amplitudes são confundidos como uma única senóide amortecida. Para evitar esta confusão procuramos por uma senóide pura ao invés de uma amortecida.
- II. Quando é o caso do sinal ser composto por senóides de mesma frequência e amplitude porém com mudanças repentinas de fases

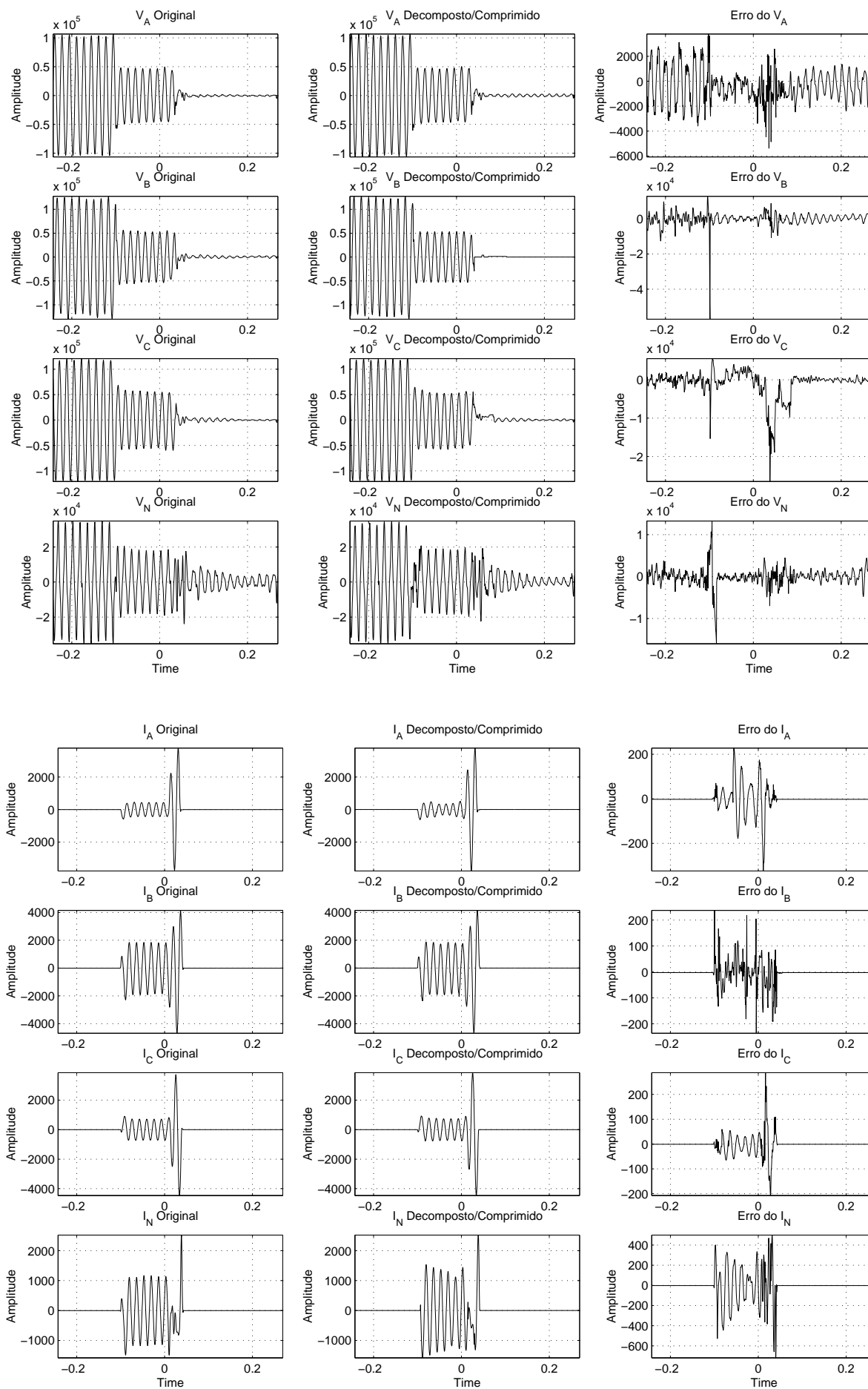


Figura 2: Conjunto de canais de uma falta.

o algoritmo tende a agrupar estas senóides como uma única senóide com fase que maximize o produto interno com o sinal. Isto não representa as estruturas presentes no sinal, que compreendem mudanças de fase de um mesmo harmônico. Então, após a identificação de uma senóide amortecida devemos verificar se houve ou não esta confusão.

Maiores detalhes podem ser encontrados em [4, 8].

3 Resultados

3.1 Compressão de Sinais Elétricos

Podemos utilizar a decomposição apresentada, associada a um critério de parada [4], para comprimir sinais. Utilizando um quantizador linear independente para cada um dos parâmetros das estruturas. As taxas de compressão foram obtidas levando em conta, inclusive, a transmissão dos modelos dos quantizadores. Significando, que estas taxas podem ser substancialmente melhoradas. Na figura 2 apresentamos os canais de tensão, corrente e os respectivos neutros de uma linha de transmissão onde ocorreu uma falta. À esquerda temos os sinais originais, no meio os decompostos/comprimidos e o erro decorrente do processamento está à direita. Em média obtivemos 40:1 de taxa de compressão com relação sinal ruído de aproximadamente 40db, na média. Os canais de 1 a 3 correspondem às tensões V_A , V_B e V_C o canal 4 é o neutro da tensão V_N . Para os canais de 5 a 8 temos a mesma associação para a corrente (I_A , I_B , I_C e I_N).

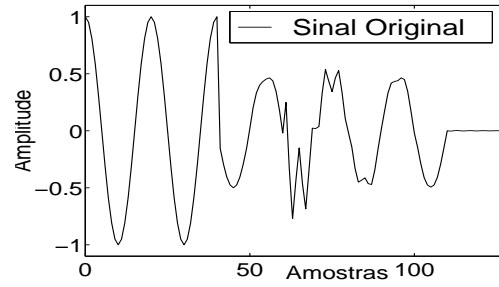
De forma a verificar a correção do modelo e a adequação da decomposição estes sinais tiveram seus fasores estimados, módulo e ângulo, através de filtros de *Fourier*[9]. Na figura 3 temos os resultados obtidos com este procedimento para V_A e I_A . O erro percentual máximo em cada um dos casos pode ser observado na tabela 1. Para a fase B temos uma erro considerável no cálculo da fase, de certa forma esperado, devido ao erro no sinal reconstruído. Entretanto este problema é atenuado pelo fato de ocorrer durante o intervalo de tempo em que o filtro de *Fourier* está “transitando de patamar”, ponto que, normalmente, não é utilizado quando da análise através de cálculo fasorial.

Tabela 1: Erro percentual dos fasores.

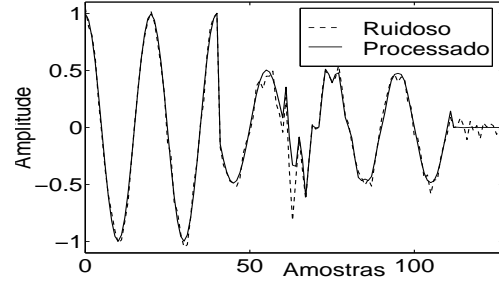
Erro %	V_A	V_B	V_C	I_A	I_B	I_C
Módulo	1,15	1,57	0,65	3,23	1,22	3,35
Fase	2,54	30,3	4,66	9,85	30,57	8,22

3.2 Redução de Ruído de Sinais Elétricos

Para verificar a capacidade do procedimento proposto para parar o processo de decomposição, fornecendo uma representação coerente, estudamos o desempenho da decomposição proposta quando aplicada a sinais com diferentes níveis de ruído adicionados. A energia do ruído somado ao sinal em cada caso é apresentada na tabela 2. Temos também, na



(a) Sinal Original



(b) Sinal Ruidoso

Figura 4: (a) Sinal original; (b) Sinal adicionado de ruído de energia 0.3237 (linha tracejada) e o sinal reconstruído (linha contínua).

tabela, o número de estruturas nas quais o sinal foi decomposto em cada um dos casos e o SNR do sinal reconstruído. O sinal utilizado para este estudo foi gerado de acordo com o modelo da equação (1) com 4 estruturas, e é mostrado na figura 4.(a). O algoritmo identifica corretamente as estruturas até um nível de ruído de 5% da energia do sinal. O sinal correspondente à última linha da tabela 2 é mostrado na figura 4.(b).

Tabela 2: Decomposição de um sinal corrompido por ruídos de diferentes intensidades usando o dicionário de senóides amortecidas.

$\ \text{Ruído} \ ^2$	$\frac{\ \text{Sinal} \ ^2}{\ \text{Ruído} \ ^2}$	Estruturas	SNR (dB)
0.0238	1,277.4	14	77.95
0.0809	375.81	5	46.31
0.3237	93.92	5	45.36

Destes resultados podemos ver que: **a.** Ruído de pequena energia influencia o número de estruturas utilizadas na decomposição pelo algoritmo; entretanto, não influencia os átomos escolhidos na representação, isto é, quanto maior a energia do ruído adicionado, mais rápido começamos a aproximar ruído; **b.** A adição de ruído pode ser utilizada para acelerar a decomposição em casos onde sabemos que a energia das estruturas procuradas é maior que um certo valor; **c.** O algoritmo é capaz de sentir a presença de ruído no sinal. Esta idéia pode ser utilizada para realizar redução de ruído (*denoising*) por síntese [1]. Logo, se temos um sinal elétrico corrompido pela adição de ruído, podemos utilizar o algoritmo proposto com o dicionário de senóides amortecidas para decompor o sinal ruidoso e fazer uma versão

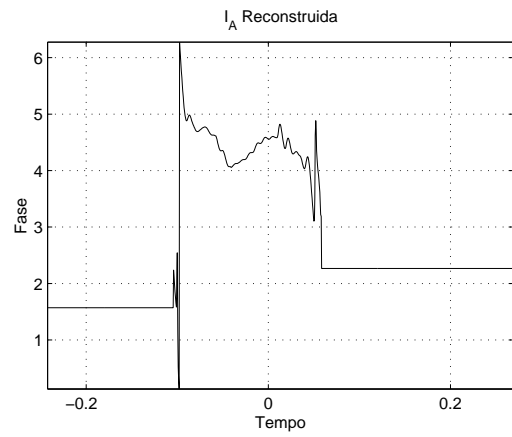
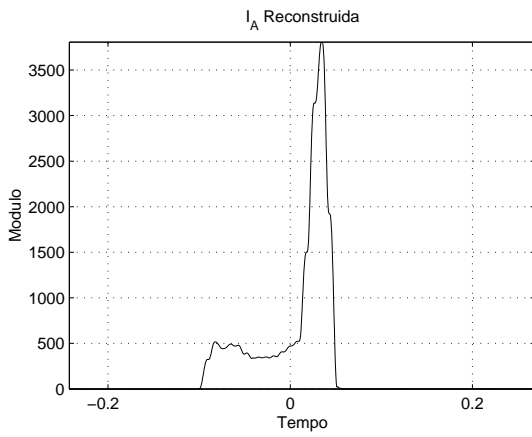
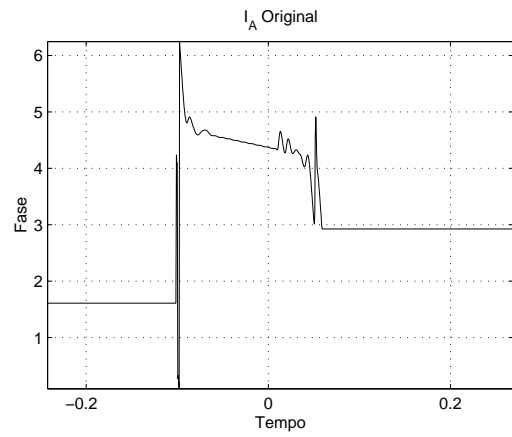
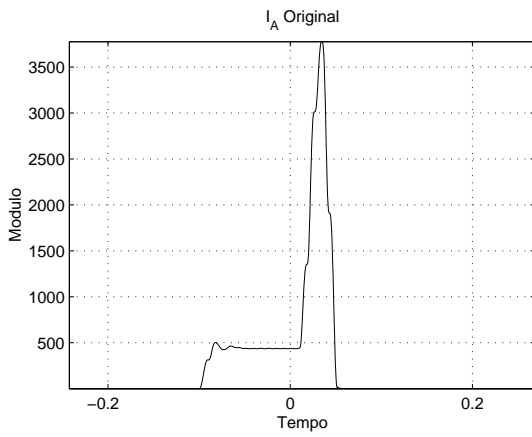
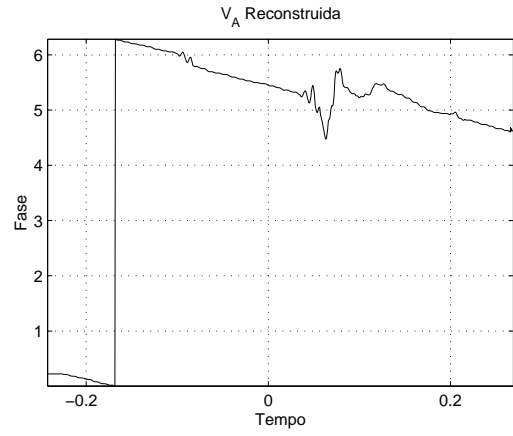
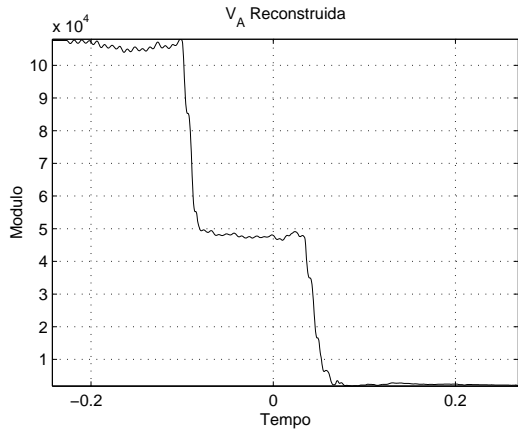
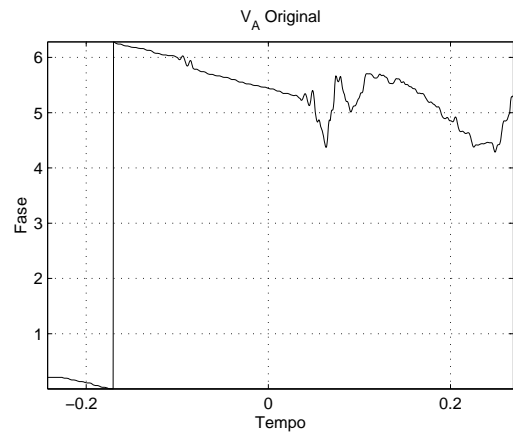
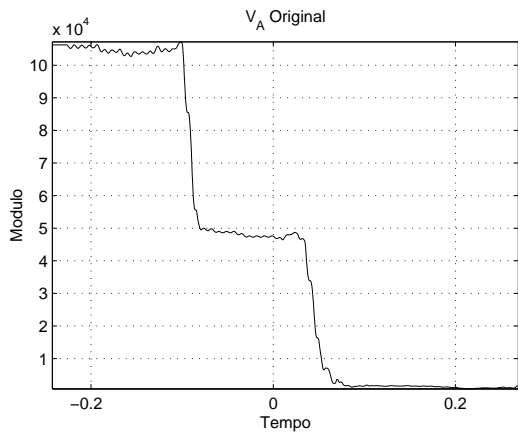


Figura 3: Filtro de *Fourier* aplicado aos de canais de uma falta.

reconstruída do mesmo eliminando o ruído a partir da decomposição adaptativa apresentada.

3.3 Aplicação ao Estudo de Transitórios

Para eliminar a componente exponencial de sinais oscilográficos todas as componentes de frequência igual a zero encontradas, resultantes da decomposição do sinal, são eliminadas no processo de reconstrução, veja equação 2.

Este procedimento foi aplicado inicialmente a sinais sintéticos, pois nestes sabemos exatamente o que esperar, figura 5, gerado com o modelo da equação (1). As componentes do sinais original eram duas senóides de frequência igua a $60Hz$ e amplitudes 1.0 e 2.0 e fases 0° e 90° , respectivamente, a primeira iniciada na amostra 0 e terminada na 50, e a segunda iniciada na amostra 50 e terminada na 100. A este sinal foi adicionada uma “componente CC”, iniciada na amostra 50 e terminada em 100, com decaimento de 0.05 e amplitude 3. Vemos que no sinal filtrado a “componente CC” foi eliminada e o módulo do fasor foi aplainado, na fase ocorreu o mesmo a não ser a estimativa de 0 como 2π , recuperando desta forma o fasor do sinal “original”. Pode-se observar, então, que a variação do módulo devido à “componente CC” foi minimizada sem grande prejuízo do estudo da fase.

Aplicamos este processo também a sinais reais, na verdade simulados no ATP. Este caso pode ser observado na figura 6, onde vemos o mesmo comportamento e resultado daquele observado no caso de sinais sintéticos.

4 Conclusões

A técnica de *Matching Pursuits* mostrou-se bastante promissora na identificação dos diversos fenômenos que ocorrem durante as faltas em linhas de transmissão. O método permite implementar compressão de sinais com resultados excelentes, muito superiores ao que se consegue com compressão sem perdas, e com erro muito pequeno.

Outra vantagem demonstrada foi a possibilidade de eliminar efeitos “parasitas” que surgem no transitório da falta e que levam os algoritmos de localização de faltas baseados em cálculo de fasores a cometerem erros. Foi demonstrada a aplicação para a “componente CC” com resultados promissores.

Em pesquisas futuras iremos testar melhor o algoritmo com perturbações reais, além de determinar seu efeito em algoritmos como o de localização de faltas.

Também é bastante interessante estudar a possibilidade de eliminar as oscilações sub amortecidas provocadas pela ressonância sub-síncrona. Esse fenômeno assim como a “componente CC” são intensificados em linhas com compensação série, técnica que vem sendo utilizada com frequência cada vez maior em projetos de novas linhas de transmissão. Caso o método de MP possa também identificar e eliminar este fenômeno o ganho será considerável.

Referências

- [1] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing*, Academic Press, Boston, EUA, 1998.
- [2] S. Mallat and Z. Zang, “Matching pursuits with time-frequency dictionaries,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 41, no. 12, pp. 3397–3415, Dezembro 1993.
- [3] L. Lovisolo, M. A. M. Rodrigues, E. A. B. da Silva, and P. S. R. Diniz, “Power system phenomena analysis using time-frequency decompositions,” in *VIII Symposium of Specialists In Electric Operational And Expansion Planning - SEPOPE*, Brasília, Brasil, Maio 2002.
- [4] L. Lovisolo, E. A. B. da Silva, M. A. M. Rodrigues, and P. S. R. Diniz, “Coherent decompositions of power systems signals using damped sinusoids with applications to denoising,” in *ISCAS 2002*, Scottsdale, Arizona, EUA, Maio 2002.
- [5] M. M. Goodwin and M. Vetterli, “Matching pursuits and atomic signal models based on recursive filters banks,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 47, no. 7, pp. 1890–1902, Julho 1999.
- [6] G. Davis, *Adaptive Nonlinear Approximations*, Tese de Ph. D., Courant Institute of Mathematical Sciences, NYU, 251 Mercer Street, New York, NY 10012, USA, Setembro 1994.
- [7] S. E. Ferrando, L. A. Kolasa, and N. Kovačević, “A flexible Implementation of Matching Pursuits for Gabor Dictionaries,” <http://www.scs.ryerson.ca/~ferrando/Research/mp-GaborInterval.ps>, 2000.
- [8] L. Lovisolo, *Representações Coerentes de Sinais Elétricos*, Tese de M. Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Abril 2001.
- [9] E. O. Schweitzer III and Daqing Hou, “Filtering for protective relays,” in *47th Annual Georgia Tech Protective Relaying Conference*, Atlanta, Georgia, EUA, Abril 1993.

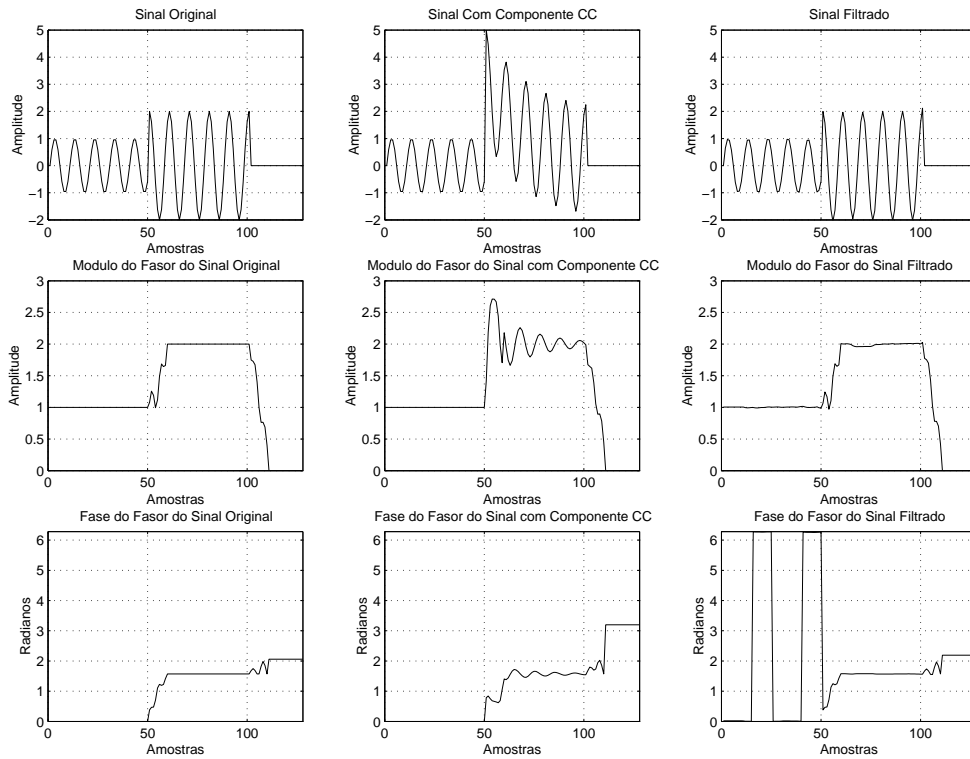


Figura 5: Filtro de *Fourier* aplicado após a eliminação de “componente CC” a um sinal gerado com o modelo da equação (1).

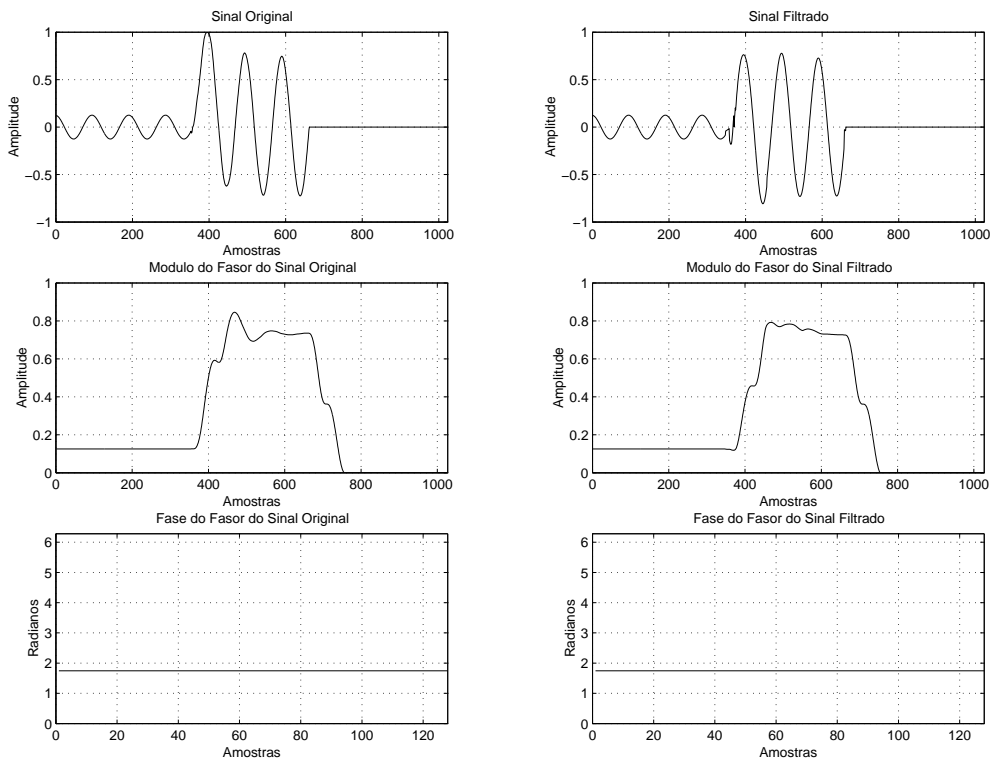


Figura 6: Filtro de *Fourier* aplicado após a eliminação de “componente CC” a um sinal simulado no ATP.