

# Filtros de Banda aplicados à Análise DEMON com Separação Cega de Fontes em Sinais de Sonar Passivo

Raphael Oliveira Sathler, J. M. de Seixas, N. N. de Moura

Laboratório de Tecnologia Sonar (LabSonar)

Laboratório de Processamento de Sinais (LPS)

COPPE/Poli - Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ)

Email: raphael.sathler@lps.ufrj.br, seixas@lps.ufrj.br e natmoura@lps.ufrj.br

**Resumo**—Sistemas de sonar passivo têm a finalidade de realizar a detecção, acompanhamento e classificação de contatos (alvos) através do ruído irradiado pelo maquinário e a propulsão destes contatos. A detecção da propulsão é uma forma importante de identificação de um contato, pois estabelece a rotação do eixo e o número de pás, permitindo, desta forma, a sua classificação. Neste trabalho, foi realizada uma filtragem do sinal de entrada da análise DEMON, além da separação cega de fontes, que foi aplicada no domínio do tempo, usando as técnicas de análise de componentes independentes, com o objetivo de separar dois sinais que sofrem interferência mútua. Foram utilizados dados simulados e dados experimentais que foram adquiridos em um submarino da Marinha do Brasil.

**Palavras-Chave**—Filtros, Análise Demon, Separação Cega de Fontes, Sistemas de Sonar Passivo, Identificação e Classificação de Contatos

## I. INTRODUÇÃO

Sistemas de sonar têm uma variedade de aplicações, tanto na área civil quanto militar. Na área civil, têm sido utilizados na indústria de pesca, com a identificação de cardumes, tomografia do fundo do mar, sísmica, etc. Na área militar, os sistemas de sonar têm sido utilizados na detecção, acompanhamento e classificação de contatos, além da vigilância da costa continental do Brasil.

Um sistema de sonar passivo tem a finalidade de receber os ruídos que são irradiados pelos contatos e fazer o processamento destes ruídos para uma posterior avaliação [1]. Uma parte importante em um sistema de sonar passivo é a detecção e identificação de um contato proveniente de uma determinada marcação (direção). A detecção é realizada através da estimação da direção de chegada (*DOA - Direction Of Arrival*) do sinal produzido pelo contato, utilizando técnicas de conformação de feixes [2], [3], com a finalidade de verificar a energia do contato.

A partir da detecção da direção de interesse, uma maneira de se realizar a identificação de um contato é através da sua propulsão, usando a análise DEMON (*Detection Envelope MOdulation on Noise*) [4]. Esta análise tem a finalidade de estabelecer a rotação do eixo, além do número de pás de um determinado contato [5] proveniente de uma marcação. A

Figura 1 mostra o diagrama de blocos da análise DEMON clássica, utilizada na identificação de um contato. A partir de uma marcação de interesse, o sinal é processado por um filtro de banda, com a finalidade de estabelecer a melhor banda de cavitação (efeito de bolhas de ar em torno dos hélices, que se quebram na esteira d'água) [6], [7], [8]. Após a filtragem, é realizada a demodulação em amplitude do sinal [9] seguida de uma etapa de reamostragem, [10] e [11], para que o sinal seja transposto para a banda de frequência de interesse da propulsão do contato. Como a banda de propulsão dos contatos se encontra entre 0 e 25 Hz, foram realizadas duas reamostragens por 25, perfazendo uma reamostragem total de 625. Após isto, uma transformada de Fourier de 1.024 pontos é realizada para transformar o sinal para o domínio da frequência [12], para que, através de uma normalização, seja apresentado para visualização.



Figura 1. Diagrama de blocos da análise DEMON clássica.

Este trabalho tem por objetivo implementar a filtragem em banda dos sinais de entrada, na análise DEMON, para verificar a melhor banda de cavitação dos sinais. A análise DEMON [13], [14] foi modificada, usando a separação cega de fontes, através do método da ICA (*Independent Component Analysis*), implementada pelo algoritmo FastICA [15], no domínio do tempo, sobre dados simulados e experimentais. No caso dos dados simulados, dois contatos partem de marcações distintas. A partir de um determinado instante de tempo, eles começam a se aproximar, causando interferência mútua entre eles, o que dificulta a sua identificação por parte do operador sonar. Já nos dados experimentais, dois contatos estão sofrendo interferência mútua ao longo do tempo, pelo fato de estarem em marcações vizinhas.

Este artigo se encontra organizado da seguinte forma. A Seção II mostra como os dados foram adquiridos, enfatizando a frequência de amostragem e o tamanho da janela temporal. A Seção III mostra método utilizado para a realização da

filtragem em bandas do sinal de entrada. A Seção IV faz uma abordagem sobre a análise DEMON modificada, enfatizando o pré-processamento realizado. A Seção V faz uma introdução sobre a separação cega de fontes usando a técnica de Análise de Componentes Independentes, a partir do algoritmo FastICA. A Seção VI mostra como foi realizada a medida do desempenho da filtragem de banda antes e depois da separação cega de fontes, apresentando os resultados alcançados e, na Seção VII, são feitas as considerações finais.

## II. AQUISIÇÃO DOS DADOS

Como mencionado na Seção I, foram utilizados dados simulados e experimentais. Os dados foram adquiridos usando um sistema de aquisição desenvolvido pelo IPqM (Instituto de Pesquisas da Marinha). A frequência de amostragem foi de  $f_s = 31.250$  Hz. Em função da análise DEMON realizar uma reamostragem de 625, e para a realização de uma FFT de 1.024 pontos, é necessário utilizar uma janela temporal de, no mínimo, 21 s. Desta forma, foram escolhidas janelas temporais de 60 s para garantir uma boa resolução em frequência.

Para os dados simulados, foi produzido um cenário, com duração de, aproximadamente, 1.020 s, onde dois contatos, em situação de cavitação, partem de duas marcações (M1 e M2) distintas e bem separadas. A partir de um determinado instante de tempo, eles começam a se aproximar, causando interferência mútua.

A Figura 2, mostra o gráfico da marcação versus tempo dos sinais simulados. O eixo horizontal refere-se à direção dos contatos enquanto o eixo vertical apresenta as janelas temporais. Destaca-se que o contato a esquerda do centro se refere a marcação M1 enquanto na direita é o contato referente a marcação M2. A partir de um determinado instante de tempo, os contatos começam a se aproximar até se cruzarem.

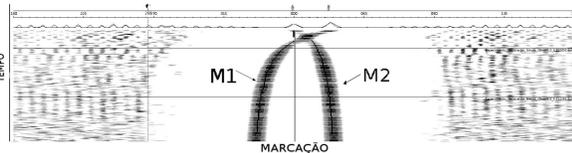


Figura 2. Cenário simulado com dois contatos se aproximando.

No caso dos dados experimentais, foi feita uma aquisição, por, aproximadamente, 180 s, sendo que os dois contatos, nas marcações  $190^\circ$  e  $205^\circ$ , como mostrado na Figura 3, sofrem interferência mútua, além da interferência proveniente do ruído próprio produzido pelo submarino onde o sistema de sonar passivo está instalado.

## III. FILTRAGEM

Devido ao fato do ruído de cavitação ser de banda larga, foram avaliados filtros passa-banda nas seguintes bandas de frequências:

- Sem nenhum filtro ;
- De 1 a 3 kHz;
- De 3 a 5 kHz; e

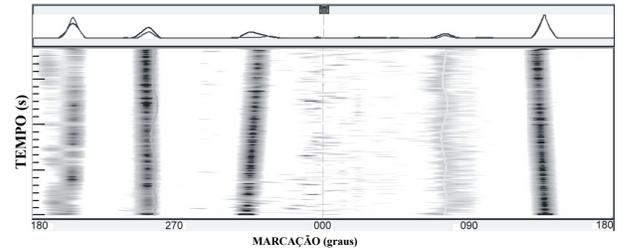


Figura 3. Cenário com os dados experimentais.

- De 5 a 7 kHz.

Foi realizado um estudo prévio [8] mostrando que estas bandas de frequência têm o melhor desempenho para a identificação da propulsão dos contatos. Para a implementação foram escolhidos filtros do tipo Butterworth [12] de oitava ordem.

## IV. ANÁLISE DEMON MODIFICADA

A análise DEMON modificada realiza a separação cega de fontes, conforme mostra a Figura 4.

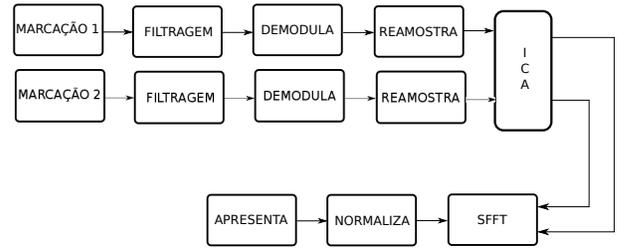


Figura 4. Diagrama de blocos da análise DEMON modificada.

A diferença desta análise para a análise DEMON clássica [4], [5] é que, após a reamostragem dos sinais, é realizada a separação cega de fontes, com ICA, no domínio do tempo, com o objetivo de separar os sinais de cada uma das marcações, facilitando a identificação dos contatos.

## V. SEPARAÇÃO CEGA DE FONTES

A separação cega de fontes, neste trabalho, foi realizada pela ICA [16]. O modelo básico de ICA considera que um conjunto de  $n$  sinais observados  $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_n(t)]^T$  é gerado por uma combinação linear de fontes de sinais  $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), \dots, s_n(t)]^T$ , conforme mostra a Equação 1:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) \quad (1)$$

onde  $\mathbf{A}$  é uma matriz de mistura  $n \times n$ . O propósito da ICA é fazer a estimativa dos sinais originais  $\mathbf{s}(t)$  usando somente os dados observados  $\mathbf{x}(t)$ .

Os componentes independentes podem ser extraídos de uma mistura, aplicando o princípio da não gaussianidade, em termos da kurtose ou negentropia [17] e [18]. Considerando uma mistura  $\mathbf{x}_i$  é possível realizar a estimação dos componentes independentes através de uma função custo, como mostrado na Equações 2 e 3, onde  $\mathbf{W}$  é uma matriz de ponderação, e  $\mathbf{z}$  é o vetor de dados branqueado por uma matriz  $\mathbf{V}$ ,  $\mathbf{z} = \mathbf{V}\mathbf{x}$ .

$$y = \mathbf{W}^T \mathbf{z} \quad (2)$$

$$\frac{\partial |kurt(\mathbf{W}^T \mathbf{z})|}{\partial \mathbf{W}} \quad (3)$$

Com a finalidade de tornar o algoritmo mais rápido, o gradiente é calculado na forma da Equação 4.

$$\Delta \mathbf{W} \propto sign(kurt(\mathbf{W}^T \mathbf{z})) E \{ \mathbf{z}(\mathbf{W}^T \mathbf{z}) \} \quad (4)$$

e uma normalização em  $\mathbf{W}$ ,  $\mathbf{W} \leftarrow \frac{\mathbf{W}}{\|\mathbf{W}\|}$  é realizada. O algoritmo FastICA [19] otimiza esta matriz de ponderação.

Uma outra possibilidade de maximização da não gaussianidade é a negentropia [15]. O método clássico de aproximação usando a negentropia é baseado em cumulantes de ordem superior e a expansão polinomial dos valores de entrada  $\mathbf{x}$  como  $G(\mathbf{x}) = \log[\cosh(\mathbf{x})]$  ou  $-\exp(\frac{\mathbf{x}^2}{2})$  [20]. Usando um algoritmo gradiente baseado neste método, as funções polinomiais mencionadas anteriormente poderão ser aplicadas no algoritmo FastICA como é mostrado na Equação 5.

$$\mathbf{W} \leftarrow E \{ \mathbf{z}g(\mathbf{W}^T \mathbf{z}) \} - E \{ g^*(\mathbf{W}^T \mathbf{z}) \} \mathbf{W} \quad (5)$$

## VI. RESULTADOS

Os resultados foram obtidos nas bandas de frequência mencionadas na Seção III. Foram feitas medidas entre os picos espectrais dos sinais e os picos das respectivas interferências em dB, a partir da análise DEMON, considerando o enfoque clássico e o modificado pela aplicação da ICA. Esta figura de mérito será chamado PIR (*Peak Interference Ratio*). As Tabelas I e II mostram a PIR das últimas cinco janelas dos sinais simulados, quando a interferência ocorre claramente. As Tabelas III e IV se referem aos dados experimentais.

Tabela I  
RELAÇÃO PICO INTERFERÊNCIA (PIR) ENTRE NA MARCAÇÃO M1

M1 sem ICA				
	Sem Filtro	1-3 kHz	3-5 kHz	5-7 kHz
Janela 1	9,11	15,87	<b>14,37</b>	13,54
Janela 2	6,98	12,15	<b>15,87</b>	13,63
Janela 3	6,01	6,36	<b>13,22</b>	12,57
Janela 4	2,65	2,64	<b>3,55</b>	6,35
Janela 5	0,28	1,30	<b>1,00</b>	0,66
M1 com ICA				
	Sem Filtro	1-3 kHz	3-5 kHz	5-7 kHz
Janela 1	16,26	16,36	<b>13,75</b>	12,83
Janela 2	19,77	16,79	<b>16,81</b>	15,08
Janela 3	19,34	17,33	<b>17,37</b>	15,66
Janela 4	2,08	2,61	<b>15,74</b>	2,08
Janela 5	-1,07	1,63	<b>11,00</b>	0,76

Pode ser observado que, tanto nos dados simulados quanto nos dados experimentais, a seleção dos filtros de banda melhorou os resultados em comparação com o sinal sem nenhum filtro. Outro resultado importante foi obtido após a aplicação do algoritmo de ICA. Uma vez aplicada a filtragem e a ICA, pode ser notado uma melhora nos resultados na maioria das janelas, tanto nos dados simulados quanto nos dados experimentais.

Tabela II  
RELAÇÃO PICO INTERFERÊNCIA (PIR) ENTRE NA MARCAÇÃO M2

M2 sem ICA				
	Sem Filtro	1-3 kHz	3-5 kHz	5-7 kHz
Janela 1	8,91	15,5	<b>14,59</b>	13,68
Janela 2	7,31	9,76	<b>13,98</b>	15,3
Janela 3	4,11	5,23	<b>10,36</b>	9,08
Janela 4	1,59	0,48	<b>4,99</b>	4,64
Janela 5	-0,05	-1,19	<b>3,00</b>	-0,8
M2 com ICA				
	Sem Filtro	1-3 kHz	3-5 kHz	5-7 kHz
Janela 1	14,65	14,19	<b>13,18</b>	12,9
Janela 2	15,73	14,37	<b>15,3</b>	13,62
Janela 3	15,96	15,13	<b>13,8</b>	13,02
Janela 4	-1,12	-0,74	<b>11,95</b>	-1,23
Janela 5	-16,48	-0,04	<b>10,00</b>	9,16

Tabela III  
RELAÇÃO PICO INTERFERÊNCIA (PIR) ENTRE NA MARCAÇÃO 190°

190° sem ICA				
	Sem Filtro	1-3 kHz	3-5 kHz	5-7 kHz
Janela 1	5,12	5,16	<b>5,72</b>	3,39
Janela 2	2,34	4,16	<b>3,83</b>	1,28
Janela 3	-0,06	1,19	<b>1,00</b>	1,82
190° com ICA				
	Sem Filtro	1-3 kHz	3-5 kHz	5-7 kHz
Janela 1	5,69	5,18	<b>6,08</b>	3,76
Janela 2	8,94	8,11	<b>7,74</b>	3,03
Janela 3	5,50	7,64	<b>3,00</b>	6,27

Tabela IV  
RELAÇÃO PICO INTERFERÊNCIA (PIR) ENTRE NA MARCAÇÃO 205°

205° sem ICA				
	Sem Filtro	1-3 kHz	3-5 kHz	5-7 kHz
Janela 1	-1,98	-4	<b>-1,2</b>	1,59
Janela 2	5,64	4,27	<b>6,86</b>	5,91
Janela 3	8,45	10,11	<b>7,00</b>	9,87
205° com ICA				
	Sem Filtro	1-3 kHz	3-5 kHz	5-7 kHz
Janela 1	2,7	-1,18	<b>-0,68</b>	1,33
Janela 2	4,21	4,73	<b>4,84</b>	5,77
Janela 3	7,48	9,47	<b>6,00</b>	8,43

Realizando uma análise entre os filtros das bandas escolhidas na Seção III, é notável que na banda de 3 a 5 kHz os resultados obtiveram melhor comportamento em relação as outras bandas. Nas outras bandas houve queda discrepante dos valores nas últimas janelas.

As Figuras 5 e 6 mostram os espectros originais e seus respectivos componentes com a filtragem na banda de 3 a 5 kHz, correspondente à última janela considerada, para que se possa ter uma medida qualitativa da filtragem e da separação cega. Pode ser observada uma atenuação significativa nos componentes extraídos através da ICA.

As Figuras 7 e 8 mostram os espectros das marcações 190° e 205° e os seus respectivos componentes, correspondente a última janela, com a filtragem na banda de 3 a 5 kHz. Pode ser observado que, no caso dos dados experimentais ocorre uma atenuação na marcação 190° referente a interferência marcação 205°. Nesta janela de observação (janela 3) a interferência está mais acentuada na marcação 190°.

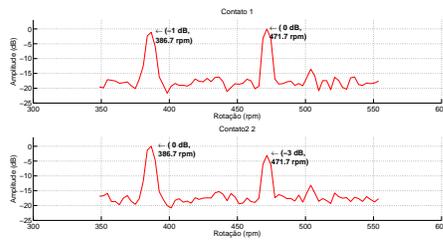


Figura 5. Espectros dos contatos originais nas marcações 1 e 2 referentes a última janela dos dados simulados.

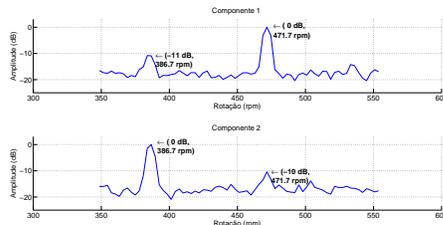


Figura 6. Espectros dos componentes nas marcações 1 e 2 referentes a última janela dos dados simulados.

## VII. CONCLUSÃO

A filtragem em banda dos sinais de entrada, a partir de uma determinada marcação, obteve uma melhora na relação do PIR, tanto nos sinais simulados quanto nos sinais experimentais. Além disto, a aplicação da ICA na análise DEMON em conjunto com a filtragem, os resultados foram ainda melhores. Pelo fato do conhecimento do comportamento dos dados simulados, pôde-se observar a eficácia do algoritmo, certificando o seu funcionamento para posterior aplicação nos dados experimentais. Com isto, pode-se verificar que a escolha da banda de análise tem uma alta influência nos resultados finais, e conseqüentemente, a escolha da melhor banda é um estudo que envolve várias possibilidades, onde o ideal seria um filtro adaptativo para cada situação. Futuros trabalhos poderão ser realizados neste sentido.

## AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer ao Instituto de Pesquisas da Marinha (IPqM) pelo fornecimento dos dados simulados e experimentais, e as frutíferas discussões realizadas com os seus especialistas. Agradecer também à CAPES, CNPq e FAPERJ pelo apoio dado a este trabalho.

## REFERÊNCIAS

- [1] A. D. Waite, *Sonar for practicing Engineers*. John Wiley and Sons, New York, 2003.
- [2] D. H. Johnson and D. E. Dudgeon, *Array Signal Processing: Concepts and Techniques*. Prentice Hall Signal Processing Series, 1993.
- [3] W. Liu and S. Weiss, *Wideband Beamforming, Concepts and Techniques*. A John Wiley and Sons, Ltd., Publication, 2010.
- [4] R. O. Nielsen, *Sonar Signal Processing*. Artech House Inc, Nortwood, 1991.
- [5] L. Sichun and Y. Desen, "Demon feature extraction of acoustic vector signal based on 3/2-d spectrum," *IEEE International Conference on Industrial Electronics and Applications*, pp. 2239–2243, May 2007.

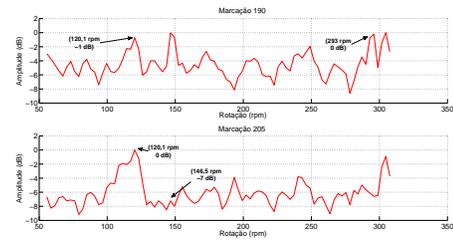


Figura 7. Espectros das marcações 190° e 205° referentes a última janela dos dados experimentais.

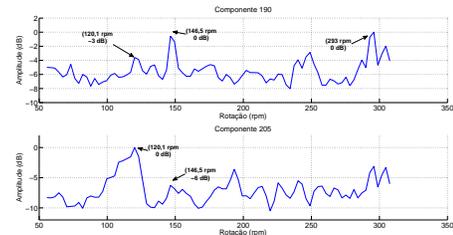


Figura 8. Espectros dos componentes extraídos das marcações 190° e 205° referentes a última janela dos dados experimentais.

- [6] W. S. Burdick, *Underwater Acoustic System Analysis*. Prentice-Hall, 1984.
- [7] N. N. de Moura, J. M. de Seixas, and R. R. Ramos, *Passive Sonar Signal Detection and Classification Based on ICA*. In: N. Z. Kolev (Org.). Sonar Systems. IN-TECH, 2011, ch. 5, pp. 93–104.
- [8] R. O. Sathler, N. N. de Moura, and J. M. de Seixas, "Filtragem de sinais aplicada à análise de banda estreita com separação cega de fontes," *XI Encontro de Tecnologia em Acústica Submarina*, pp. 1–8, Setembro 2014.
- [9] H. L. and V. Trees, *Detection, Estimation and Modulation Theory, Part I*. John Wiley and Sons, Inc., 2001.
- [10] L. R. Rabiner and R. E. Crochiere, *Multirate Signal Processing*. Prentice Hall, 1983.
- [11] P. I. Good, *Resampling Methods - A Practical Guide to Data Analysis*, 3rd ed. Birkhäuser Boston, 2006.
- [12] P. S. R. Diniz, E. A. B. da Silva, and S. L. Netto, *Digital Signal Processing: System Analysis and Design*. Cambridge University Press, 2002.
- [13] N. N. de Moura, E. S. Filho, and J. M. Seixas, "Narrow-band short-time frequency-domain blind signal separation of passive sonar signals," *8th International Conference on Independent Component Analysis, Lecture and notes in Computer Science*, pp. 686–693, March 2009.
- [14] E. S. Filho, J. M. de Seixas, N. N. de Moura, D. B. Haddad, J. M. Faier, and M. C. S. Albuquerque, "Independent component analysis and blind signal separation: Theory, algorithms and applications," *Learning and Nonlinear Models (L&NLM) - Journal of the Brazilian Neural Network Society*, vol. 10, no. 1, pp. 51–69, 2012.
- [15] A. H. E. Oja, "Independent component analysis: Algorithms and applications," *Neural Networks*, vol. 4, no. 13, pp. 411–430, 2000.
- [16] J. F. Cardoso, "Blind signal separation: Statistical and principles," *Proceedings of the IEEE*, vol. 10, no. 10, pp. 2009–2025, October 1998.
- [17] A. Hyvarinen, J. Karhunen, and E. Oja, "Independent component analysis: Algorithms and applications," *Helsinki University of Technology, Neural Networks*, vol. 13, no. 4-5, pp. 411–430, 2000.
- [18] L. Shaolin and T. Sejnowski, "Adaptive separation of mixed broadband sound sources with delays by a beamforming herault-jutten network," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 20, pp. 73–79, 1995.
- [19] D. P. Yan and J. Peach, "Comparison of blind source separation algorithms," *Advances in Neural Networks and Applications*, pp. 18–21, 2000.
- [20] A. Hyvarinen, "Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 10, no. 3, pp. 626–634, 1999.