

# Um estudo sobre separação não supervisionada de misturas convolutivas

Renan D. B. Brotto      João M. T. Romano

**Resumo**— Este trabalho apresenta os resultados de um estudo de separação de misturas convolutivas via decorrelação, tanto linear quanto não linear. Estas duas estratégias também foram empregadas para a desconvolução, de modo a explorar a dualidade entre estes dois problemas.

**Palavras-Chave**— Processamento não supervisionado de sinais, Misturas convolutivas, Desconvolução.

**Abstract**— This paper presents the results of a study in separation of convolutive mixtures by means of linear and nonlinear decorrelation. These techniques have also been applied to the problem of channel deconvolution, exploring the duality between these two fields.

**Keywords**— Unsupervised signal processing, Convolutive mixtures, Deconvolution.

## I. INTRODUÇÃO

O problema da separação de fontes consiste em recuperar sinais distintos, que foram combinados através de um sistema, a partir de amostras dessas misturas [1], [2]. O problema pode ser então formulado modelando-se o sistema misturador como um sistema com múltiplas entradas e múltiplas saídas (MIMO):

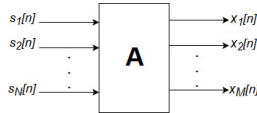


Fig. 1. Sistema misturador.

onde  $s_i[n]$ , com  $i = 1, 2, \dots, N$  denotam as fontes e  $x_j[n]$ , com  $j = 1, 2, \dots, M$ , são as misturas obtidas na saída do sistema.

A separação consiste, portanto, em obter um segundo sistema MIMO, denominado separador, que tem como entradas as misturas observadas e que produz em suas saídas estimadores para as fontes:

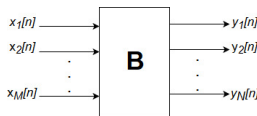


Fig. 2. Sistema separador.

Para o cenário de misturas convolutivas, os estimadores obtidos,  $y_i(n)$  para  $i = 1, 2, \dots, N$ , consistem em versões

Renan D. B. Brotto, Departamento de Engenharia de Comunicações. João M.T. Romano, Departamento de Engenharia de Comunicações. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas-SP, Brasil, E-mails: rbrotto@decom.fee.unicamp.br, romano@decom.fee.unicamp.br. Este trabalho de iniciação científica foi financiado pela FAPESP (2015/19234-7).

filtradas das fontes originais, dando origem, portanto, a um segundo problema: a desconvolução não-supervisionada [1], como é ilustrado na Figura 3:

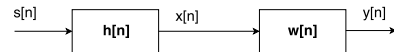


Fig. 3. Diagrama simplificado do problema de desconvolução não-supervisionada.

onde  $h[n]$  representa o canal responsável pela distorção sobre o sinal  $s[n]$  e  $w[n]$  é o filtro que realizará a desconvolução.

De maneira simples, a separação de fontes busca eliminar a interferência entre dois (ou mais) sinais, enquanto que a desconvolução busca suprimir o efeito de uma amostra sobre outra de um mesmo sinal. À vista deste fato, existe uma dualidade entre os dois problemas, de modo que soluções para um deles podem ser empregadas na resolução do outro, tal como explorado neste trabalho.

## II. METODOLOGIA

### A. Separação

Para a separação de misturas convolutivas, foram usadas duas senóides de fase aleatória para as fontes e dois casos de sistemas misturadores: 1) misturador composto por subsistemas de fase mínima (e, portanto, a decorrelação linear é um critério suficiente para a separação das fontes [3]); 2) misturador composto por subsistemas de fase não mínima.

Em ambos os casos, o sistema misturador é composto por subsistemas *FIR* (filtros de resposta finita ao impulso, do inglês, *Finite Impulse Response*), com 10 coeficientes aleatórios, enquanto que o sistema separador é formado por dois filtros *FIR* com 15 coeficientes e que são a solução do seguinte problema de otimização:

$$\mathbf{w}_1^*, \mathbf{w}_2^* = \arg \min_{\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2} \sum_i \sum_j \mathbb{E}[f(y_1[i]) \cdot g(y_2[j])]^2 \quad (1)$$

sujeito a:  $y_1[n] \perp y_2[n]$

com  $y_1[n] = x_1[n] - w_1[n] \bullet x_2[n]$ ,  $y_2[n] = x_2[n] - w_2[n] \bullet x_1[n]$ , sendo  $\bullet$  a notação para a convolução discreta [1] e  $f(\cdot)$  e  $g(\cdot)$  escolhidas de maneira conveniente. Para o caso em que  $f(x) = g(x) = x$ , a solução de (2) conduz à decorrelação linear entre os estimadores  $y_i[n]$ ,  $i = 1, 2$ ; para o cenário de decorrelação não linear foi adotado  $f(x) = g(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ . O uso de funções não lineares busca capturar estatísticas de ordem superior dos sinais, sendo, portanto, um critério relacionado à independência das fontes. Além disso,

as funções não lineares devem ser ímpares, evitando, assim, anular as estatísticas pares dos estimadores (como é o caso da variância, por exemplo).

### B. Desconvolução

Para a desconvolução, o sinal  $s[n]$ , a tempo discreto, corresponde a um sinal com amostras independentes e com uma distribuição uniforme, assumindo valores no intervalo de -1 a 1. Novamente, dois cenários foram considerados: 1) canal de fase mínima (no qual a decorrelação linear entre as amostras é suficiente para a desconvolução):  $h[n] = [1; -0, 5]$ ; 2) canal de fase mista:  $h[n] = [1; 0,6; -0,55]$  (zeros em 0,5 e -1,1).

A síntese do filtro para a desconvolução,  $w[n]$ , passa pela solução do seguinte problema de otimização:

$$\mathbf{w}^* = \arg \min \sum_{i=1}^P (\mathbb{E}[f(y[n]) \cdot g(y[n-i])])^2 \quad (2)$$

s.a.  $w_1 = 1$ .

com  $y[n] = w[n] \bullet x[n]$  e  $f(\cdot)$  e  $g(\cdot)$  escolhidas pelos mesmos critérios dados em (1). Para o caso da desconvolução não linear, foi adotado  $f(x) = g(x) = \tanh(x)$ .

Por se tratar de um problema de otimização não linear, foi empregada a meta-heurística populacional de evolução diferencial [4] na solução de (2).

## III. RESULTADOS

### A. Separação

As figuras 4 e 5 ilustram duas realizações das fontes para o caso de fase mínima; as figuras 6 e 7, por sua vez, apresentam as misturas obtidas e as figuras 8 e 9 os estimadores obtidos.

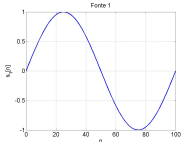


Fig. 4.  $s_1[n]$ .

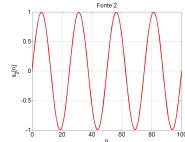


Fig. 5.  $s_2[n]$ .

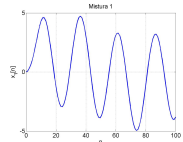


Fig. 6.  $x_1[n]$ .

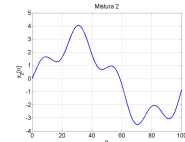


Fig. 7.  $x_2[n]$ .

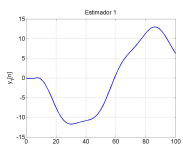


Fig. 8.  $y_1[n]$ .

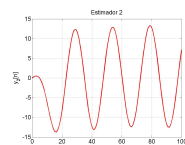


Fig. 9.  $y_2[n]$ .

Resultados similares foram obtidos para o cenário de fase não mínima, como apresentado nas figuras 10, 11 (misturas), 12 e 13 (estimadores obtidos):

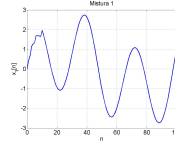


Fig. 10.  $x_1[n]$ .

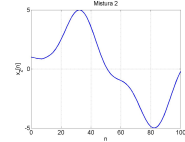


Fig. 11.  $x_2[n]$ .

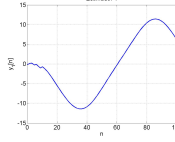


Fig. 12.  $y_1[n]$ .

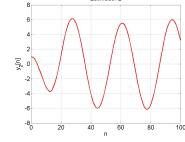


Fig. 13.  $y_2[n]$ .

Em vista de tais resultados, a decorrelação linear se mostrou uma técnica capaz de lidar com a separação de fontes em canais de fase mínima e enquanto que a decorrelação não linear foi eficaz para o cenário de fase não mínima, uma vez que os estimadores obtidos são versões filtradas das fontes originais.

### B. Desconvolução

A Tabela I apresenta a média do MSE para cinco realizações da evolução diferencial para os casos de decorrelação linear e não linear:

TABELA I

ERROS QUADRÁTICOS MÉDIOS PARA DECORRELAÇÃO LINEAR E NÃO LINEAR.

	Linear	Não Linear
<b>Média</b>	0.0022	0.0186
<b>Desv. Pad.</b>	$6.04 \cdot 10^{-4}$	0.0022

Analisando a Tabela I, a decorrelação se mostrou adequada em ambos os cenários, com a decorrelação linear sendo aplicada ao canal de fase mínima, enquanto que a decorrelação não linear foi aplicada ao canal de fase não mínima, de modo que os pequenos erros observados se devem à ordem limitada do filtro empregado e ao número limitado de amostras no cálculo das esperanças.

## IV. CONCLUSÃO

Diante dos resultados apresentados, as técnicas de decorrelação linear e não linear se mostraram adequadas tanto para o problema de separação de misturas convolutivas quanto para o problema de desconvolução, sendo, portanto, uma maneira de explorar a dualidade entre os dois problemas, propriedade esta que pode ser investigada em trabalhos futuros.

## REFERÊNCIAS

- [1] João M. T. Romano, Romis R. de F. Attux, Charles C. Cavalcante, Ricardo Suyama - *Unsupervised Signal Processing - Channel Equalization and Source Separation*, 1<sup>st</sup> ed., CRC PRESS, 2011.
- [2] Pierre Comon, Christian Jutten - *Handbook of Blind Source Separation*, 1<sup>st</sup> ed., Academic Press Digital, 2010.
- [3] C. Simon, G. d'Urso, C. Vignat, Ph. Loubaton, C. Jutten - *On the Convulsive Mixture Source Separation by the Decorrelation Approach*, 1998.
- [4] K. Price, R. M. Storn, J. A. Lampinen, *Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization*, Natural Computing Series, Springer, 2005.