

# Representações Esparsas para Dados de Ressonância Magnética de Fluxo

Gabriel Lemes Silva Luciano de Oliveira  
João Luiz Azevedo de Carvalho (Orientador)

Grupo de Processamento Digital de Sinais (GPDS)  
Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília - UnB



## Motivação e Objetivos

Doenças cardiovasculares são responsáveis por uma parcela significativa das internações e óbitos no Brasil. A visualização e quantificação do fluxo cardiovascular trazem informações valiosas para um diagnóstico precoce.

- ▶ *Ultrassonografia Doppler*: inadequada quando há gordura, ar, osso ou cicatriz no caminho do feixe;
- ▶ *Ressonância magnética nuclear (RMN)*: alternativa proeminente com o potencial para um exame cardiovascular completo.

A técnica de RMN denominada *spiral Fourier velocity encoding (spiral FVE)* [1] é capaz de oferecer dados equivalentes aos da ultrassonografia Doppler. Limitação: longo tempo de aquisição.

**Objetivos:** Encontrar representações esparsas para dados de spiral FVE, possibilitando a redução do tempo de aquisição por meio da técnica *compressed sensing (CS)*.

## Compressed Sensing

Permite reduzir o tempo de aquisição em RMN via sub-amostragem sem perda de qualidade da imagem para diagnóstico.

**Imagens são compressíveis:** parte dos dados pode ser descartada sem prejuízo para a qualidade subjetiva da imagem.

**Pergunta:** É possível reconstruir uma imagem a partir de um subconjunto incompleto de informações, sabendo apenas que, em princípio, parte da informação poderia ser descartada?

Queremos encontrar uma imagem  $s_a$  de  $m$  pixels a partir de  $n < m$  fragmentos de informação contidos em  $S_a = I_n(s_a)$ . Se os fragmentos de informação são combinações lineares dos  $m$  pixels, o problema é um sistema linear indeterminado: número infinito de soluções. A teoria de CS [2] dá uma resposta afirmativa à pergunta para diversas formas do operador de informação  $I_n(\cdot)$  sob certas condições. Em RMN, os fragmentos de informação coletados são amostras da transformada de Fourier da imagem.

- ▶ RMN: caso particular de CS com  $I_n(\cdot) = \mathcal{F}_n[\cdot]$
- ▶ Subamostragem: se  $\mathcal{F}_n[\cdot]$  amostra regularmente o domínio da frequência,  $n < m$  viola o critério de Nyquist  $\rightarrow$  *aliasing*

Embora apenas para uma classe restrita de imagens, já se havia mostrado [3] que uma reconstrução *exata* é possível com  $n \ll m$  se  $\mathcal{F}_n[\cdot]$  implementa um esquema de amostragem *aleatória*. Mais tarde, percebeu-se que tratava-se de um caso particular de CS e em 2007 a teoria de *compressed sensing* foi aplicada com sucesso [4] em RMN para reduzir drasticamente o número de amostras necessárias para uma reconstrução de qualidade.

**Resposta:** Uma aproximação  $\hat{s}_a$  para a imagem  $s_a$  pode ser obtida de  $S_a$  com a qualidade de diagnóstico preservada se:

- ▶  $s_a$  for *compressível* por uma transformação linear  $\Psi$  conhecida *a priori*;
- ▶  $\mathcal{F}_n[\cdot]$  implementar um esquema de amostragem aleatória.

Nesse caso [4], a imagem  $\hat{s}_a$  é obtida de  $S_a$  como a solução do seguinte problema de otimização convexa:

$$\begin{aligned} &\text{minimizar : } \|\Psi \hat{s}_a\|_1 \\ &\text{sujeito a : } \|\mathcal{F}_n \hat{s}_a - S_a\|_2 \leq \varepsilon \end{aligned} \quad (1)$$

em que  $\varepsilon$  é um parâmetro controlando a consistência da aproximação com os dados amostrados ( $S_a$ ) e a norma  $\ell_1$  favorece soluções esparsas. A figura 1 abaixo ilustra os conceitos e a figura 2 avalia a performance do método para uma imagem teste.

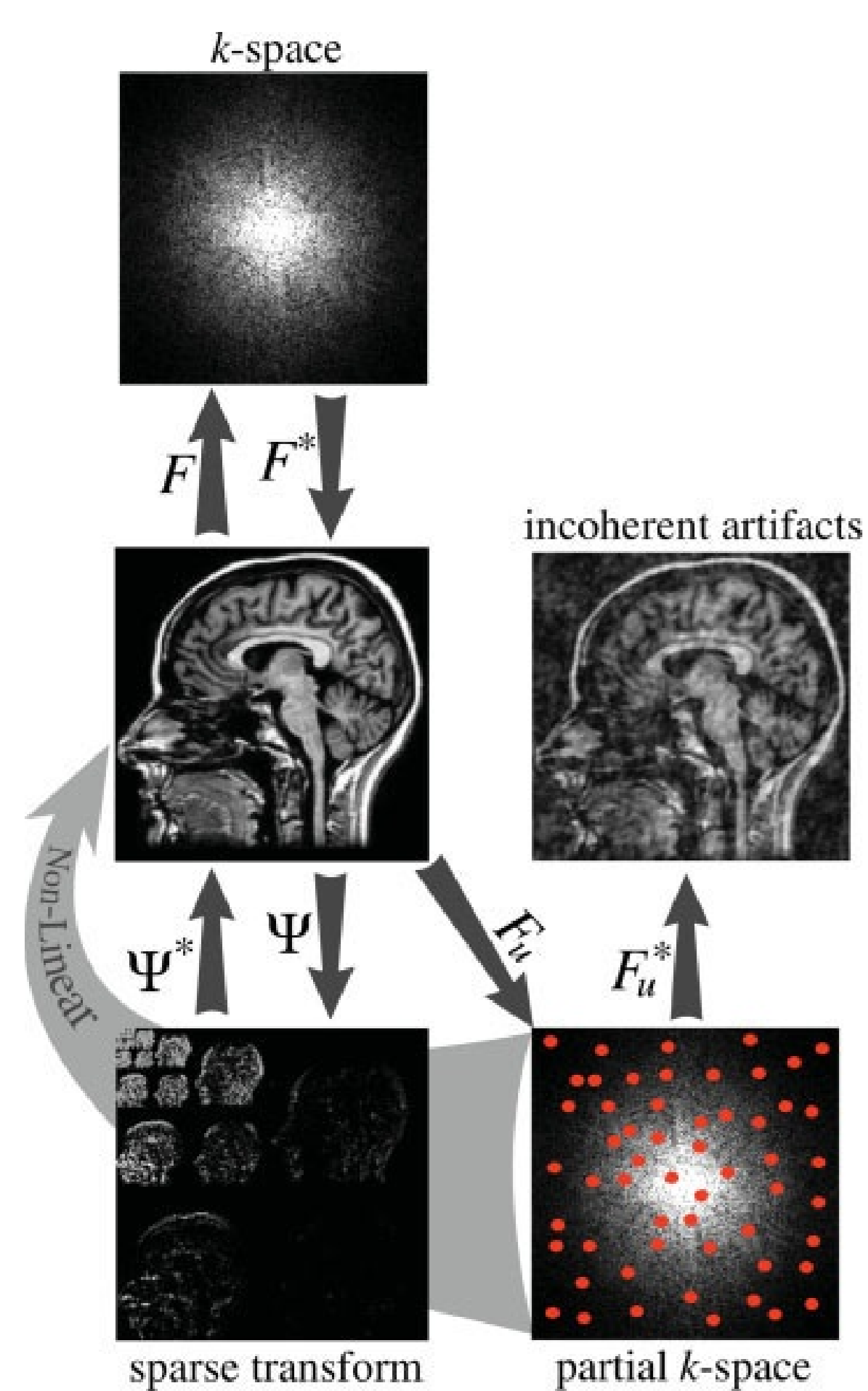


Fig. 1. Conceitos em compressed sensing ([4]).

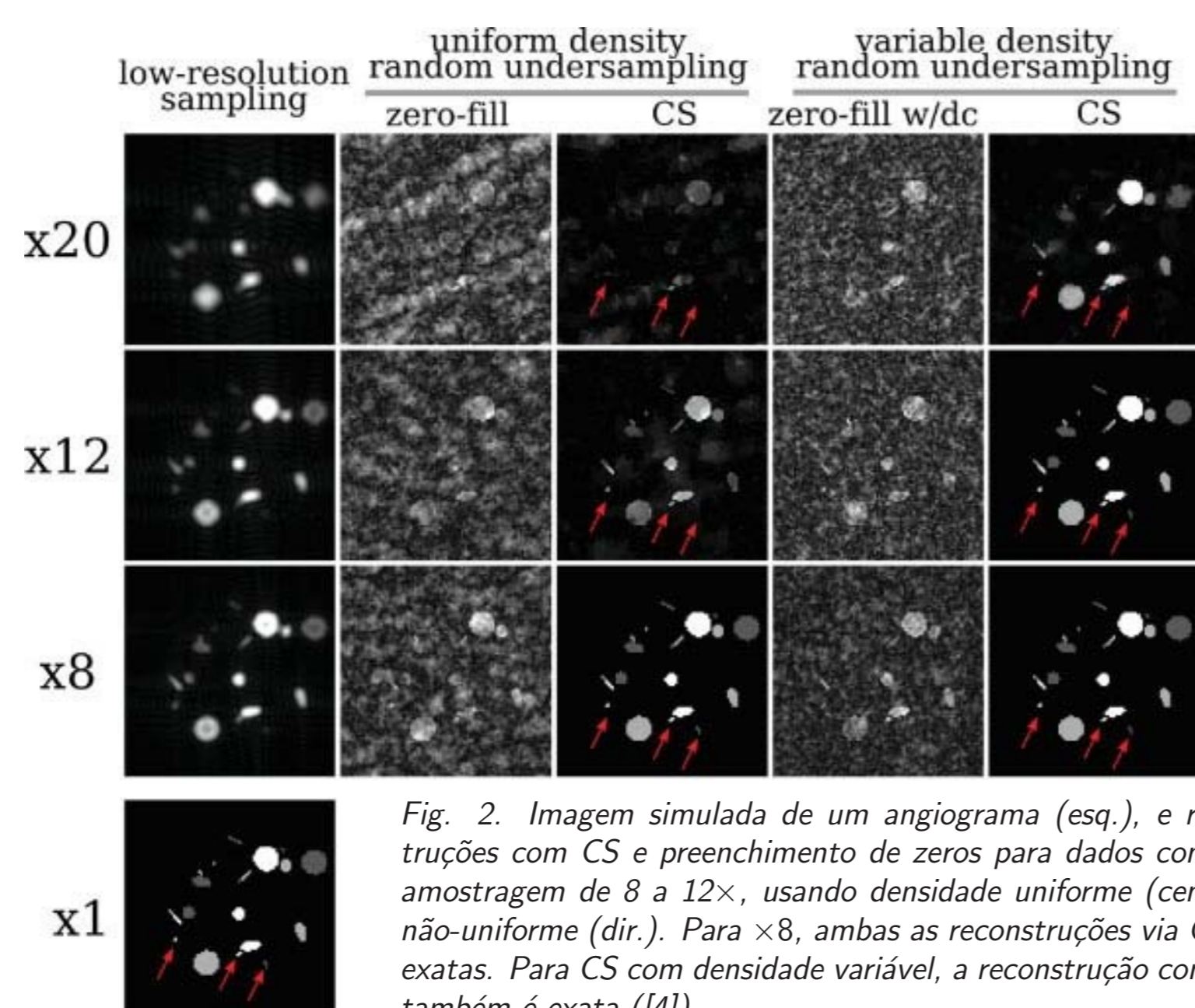


Fig. 2. Imagem simulada de um angiograma (esq.), e reconstruções com CS e preenchimento de zeros para dados com sub-amostragem de 8 a 12x, usando densidade uniforme (centro) e não-uniforme (dir.). Para x8, ambas as reconstruções via CS são exatas. Para CS com densidade variável, a reconstrução com x12 também é exata ([4]).

## Metodologia

Dados de uma ressonância magnética de fluxo obtidos no doutoramento do orientador foram utilizados como referência. O sinal  $s_a$ , já reconstruído foi testado sob diversas transformadas quanto à compressão.

- ▶ Os dados  $s_a$  foram transformados por diversas transformações lineares  $\Psi_k$ .
- ▶ Para cada representação  $h_k = \Psi_k s_a$  obtida, a esparsidade dos dados foi medida no domínio transformado.

**Medindo a Esparsidade:** para cada representação, medimos a capacidade da transformação de concentrar a maior parte da energia do sinal no menor número de coeficientes.

- ▶ Para cada sinal transformado  $h_k$ , construímos um vetor  $e_k$  com os coeficientes de energia em ordem decrescente.
- ▶ Para cada vetor  $e_k$ , construímos um vetor  $E_k$  com as somas parciais acumuladas desses coeficientes de energia.
- ▶ Normalizamos cada  $E_k$  e procuramos por aqueles com o crescimento mais acentuado. A figura 3 abaixo ilustra o procedimento para um  $h_k$  aleatório.

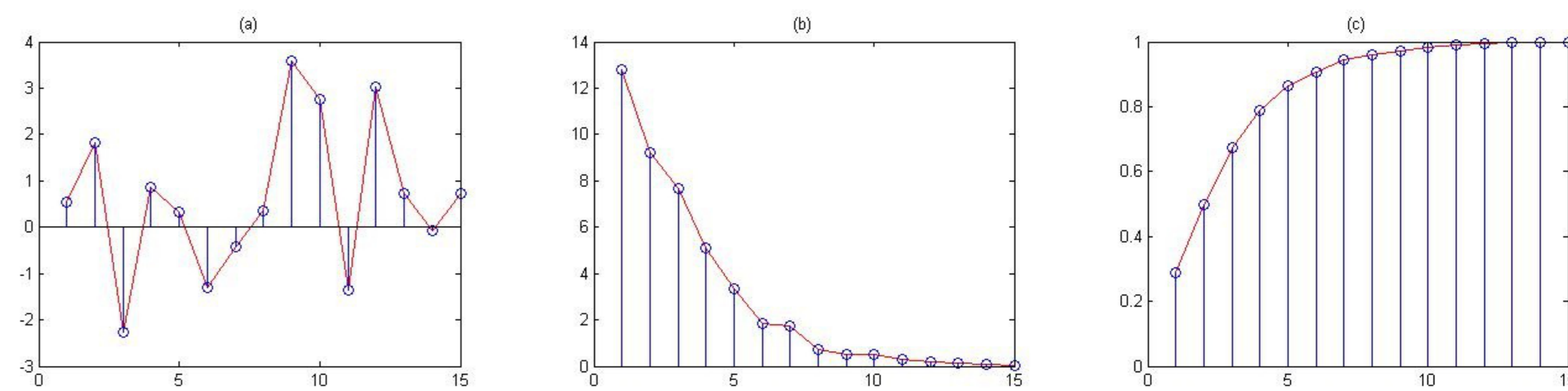


Fig. 3. (a) Sinal transformado  $h_k$ . (b) Vetor  $e_k$  correspondente. (c) Vetor  $E_k$  correspondente.

## Resultados

O dados de ressonância magnética de fluxo utilizados representam um sinal de cinco dimensões. As operações foram implementadas em ambiente MATLAB e diversas combinações de transformações lineares separáveis disponíveis na plataforma foram testadas. O resultado final está ilustrado na figura 4 abaixo para as duas melhores representações encontradas.

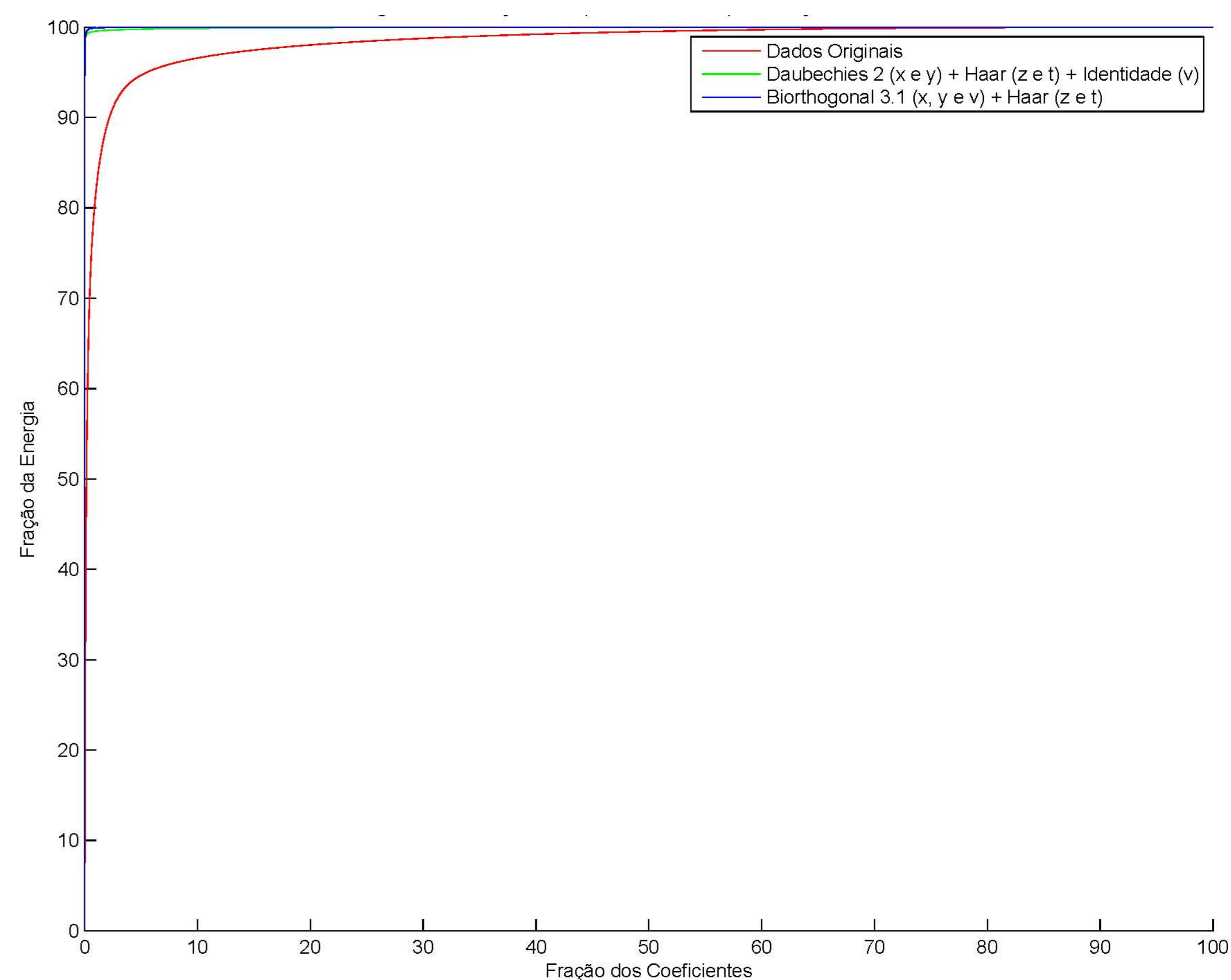


Fig. 4. Resultado final: melhores representações encontradas.

## Conclusão e Perspectivas

Duas representações promissoras foram encontradas para os dados testados. Como observado na figura 4, essas representações são capazes de comprimir eficientemente os dados testados. Essa eficiência ainda deve ser testada para outros dados similares para garantir que essas transformações sejam capazes de comprimir outros sinais de mesma natureza. Por fim, devemos ser capazes de reconstruir um sinal similar diretamente de dados subamostrados em uma ressonância magnética de fluxo utilizando a equação (1).

## Referências

- [1] Carvalho JLA et al. *Magn Res Med* 57:639, 2007.
- [2] Donoho D. *IEEE Trans Inform Theory* 52:1289, 2006.
- [3] Candès E et al. *IEEE Trans Inform Theory* 52:489, 2006.
- [4] Lustig M et al. *Magn Res Med* 58:1182, 2007.