

## 1. OBJETIVO

Estudar e aplicar métodos baseados nas análises de componentes independentes (ICA – independent component analysis) em sinais de áudio, comparando os resultados e a eficiência dos algoritmos.

## 2. INTRODUÇÃO

O problema de separação cega de fontes (BSS – *Blind Source Separation*) consiste em recuperar um conjunto de sinais fontes a partir exclusivamente de um conjunto de sinais que corresponde a versões misturadas de tais fontes. Este problema é encontrado em diversas áreas, como na neurofisiologia e na telecomunicação.

Um importante problema no contexto do tratamento de sinais de áudio é o chamado *cocktail-party problem* (HAYKIN, 2005) ilustrado na figura 1.

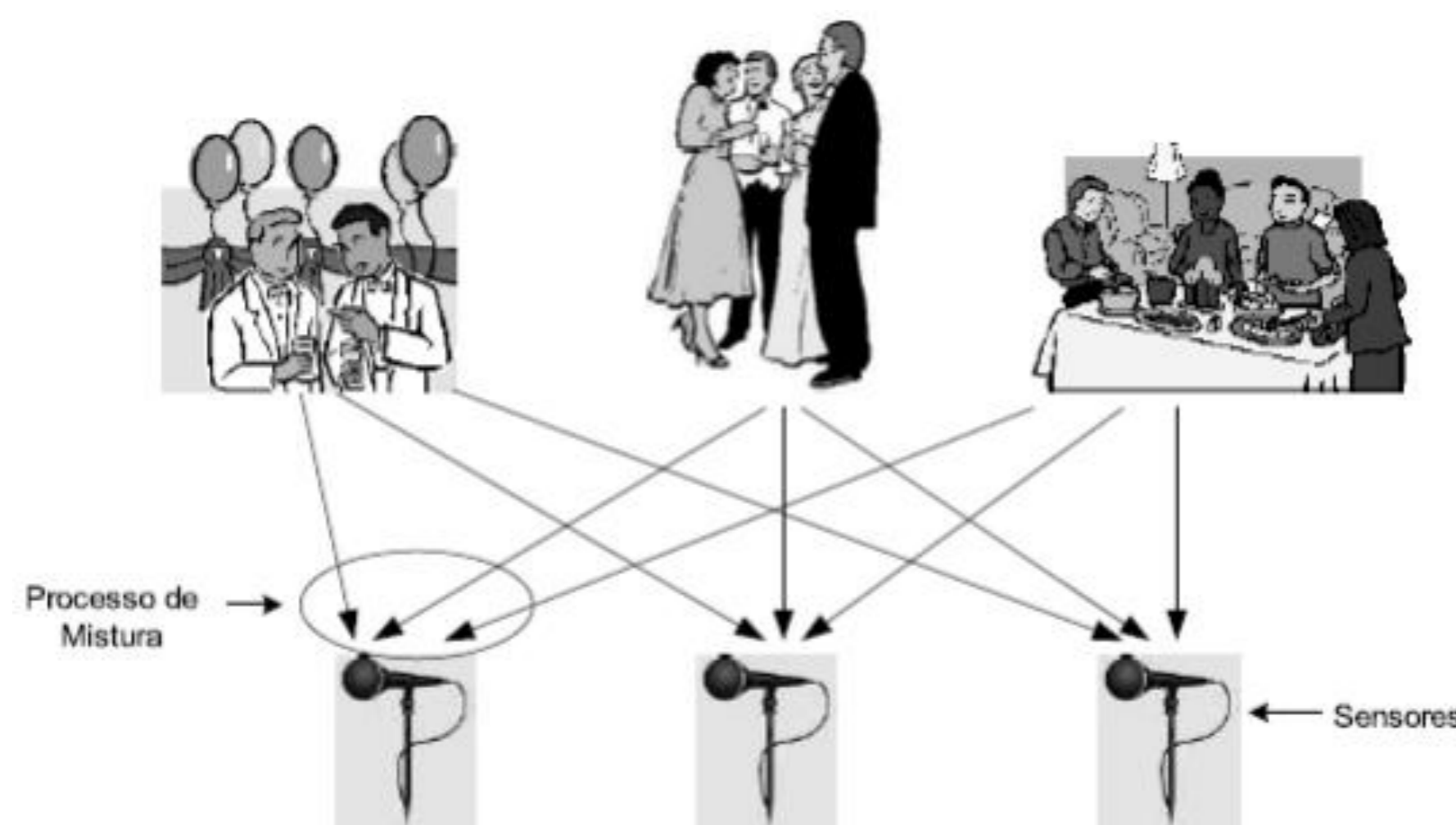


Figura 1: Ilustração do *cocktail-party problem* (DUARTE, 2006).

Em BSS, o termo “cego” significa que muito pouco, ou até mesmo nada, é conhecido sobre as fontes originais. No caso de sinais de áudio, alguns fatores tornam o problema mais complexo:

- Processo de mistura geralmente é do tipo convolutivo;
- Número de misturas é menor do que o número de fontes.

## 3. SEPARAÇÃO DE FONTES

Os métodos de BSS utilizados para tratamento de áudio podem ser divididos em três principais classes:

- Caso linear e instantâneo;
- Elementos convolutivos do processo de mistura;
- Análise de Componentes Esparsos.

Para este trabalho serão analisadas somente aplicações do caso linear e instantâneo.

### 3.1 Formulação do Problema de BSS

Modelo de misturas lineares instantâneas:

$$X = A * S$$

Sendo X o vetor das misturas, A a matriz de mistura e S o vetor das fontes. Portanto, temos:

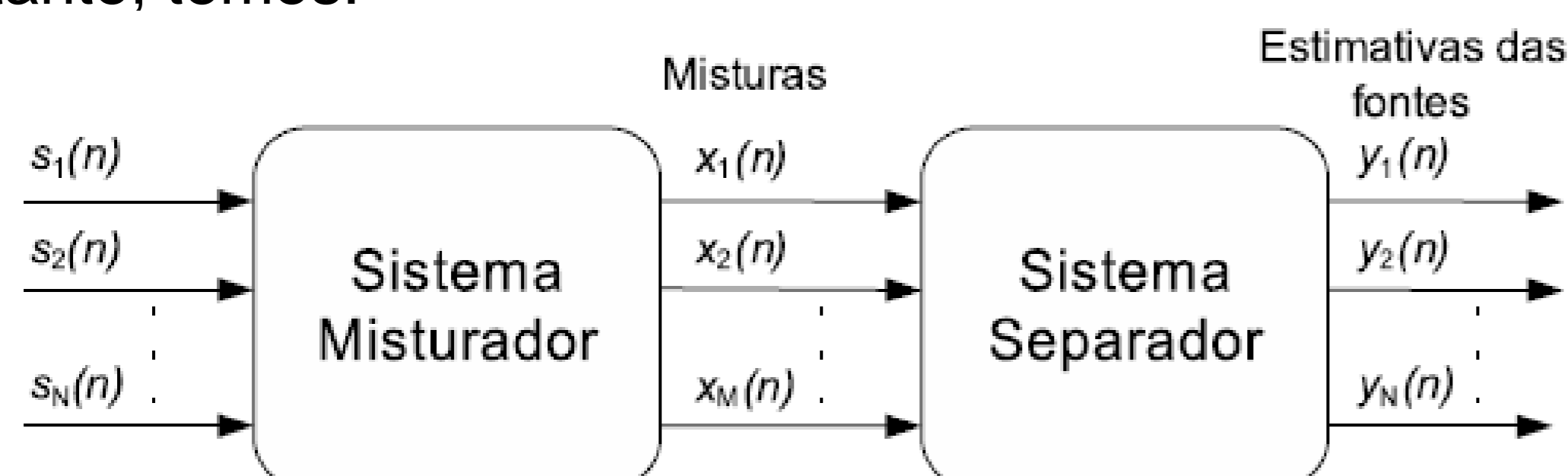


Figura 2: O problema de separação cega de fontes.

### 3.2 Independent Component Analysis (ICA)

O ICA utiliza o conceito de independência estatística para separar os dados, ao contrário das técnicas de PCA (*Principal Component Analysis*) e *whitening* que utilizam o conceito de correlação.

O teorema central do limite afirma que a soma de duas variáveis aleatórias independentes tende a uma distribuição mais gaussiana do que as distribuições originais destas variáveis. Assim, o ICA busca separar os dados através da maximização da não gaussianidade.

### 3.3 FastICA por curtose

Algoritmo que calcula um gradiente apontando a direção na qual os componentes independentes são obtidos, acelerando o ICA. Curtose é o nome dado ao cumulante de quarta ordem de uma variável aleatória e uma forma clássica de medir a não gaussianidade desta.

## 4. RESULTADOS

Aplicou-se códigos de FastICA em diferentes amostras de áudio, afim de comparar o resultados obtidos com os originais. Apesar dos resultados poderem ser comparados de forma auditiva, optou-se por imprimir os dados em gráficos, analisando-os mais objetivamente.

### 4.1 Música misturada a ruído

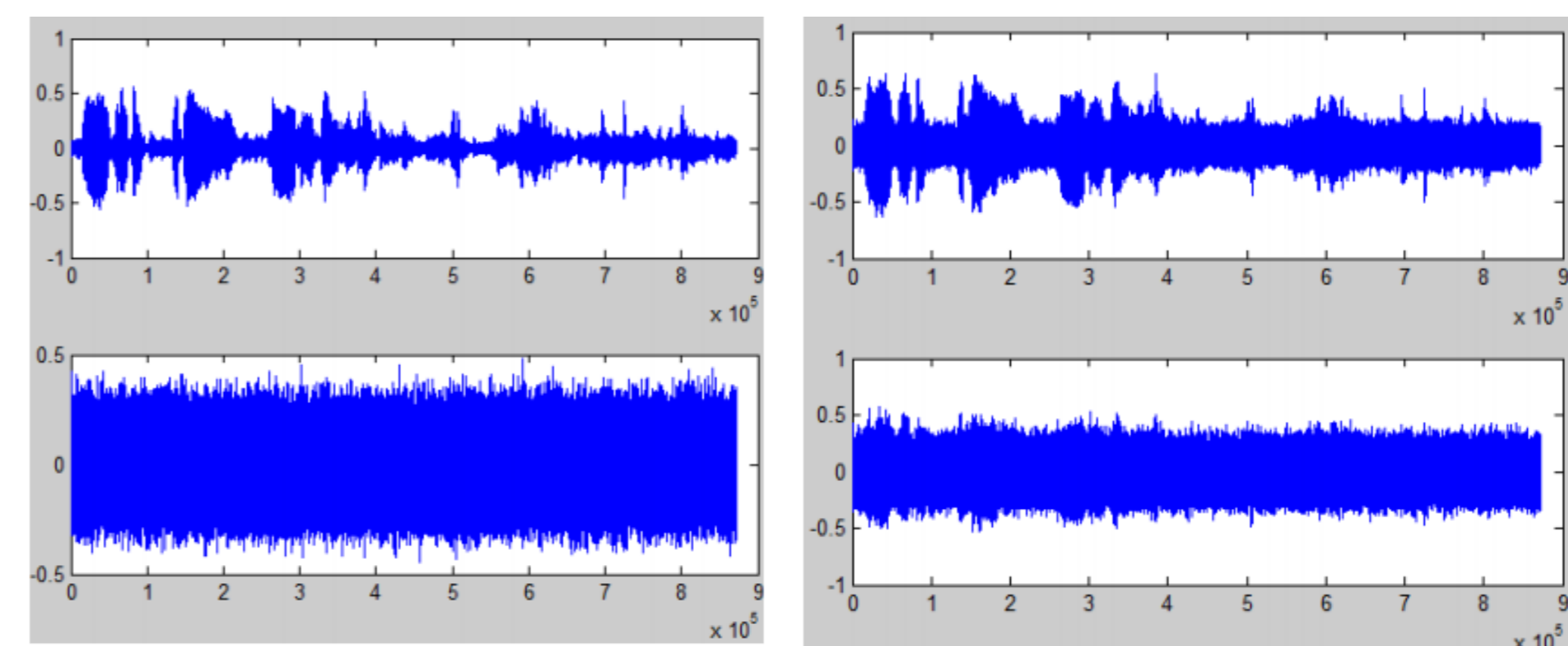


Figura 3: Sinais originais e sinais misturados.

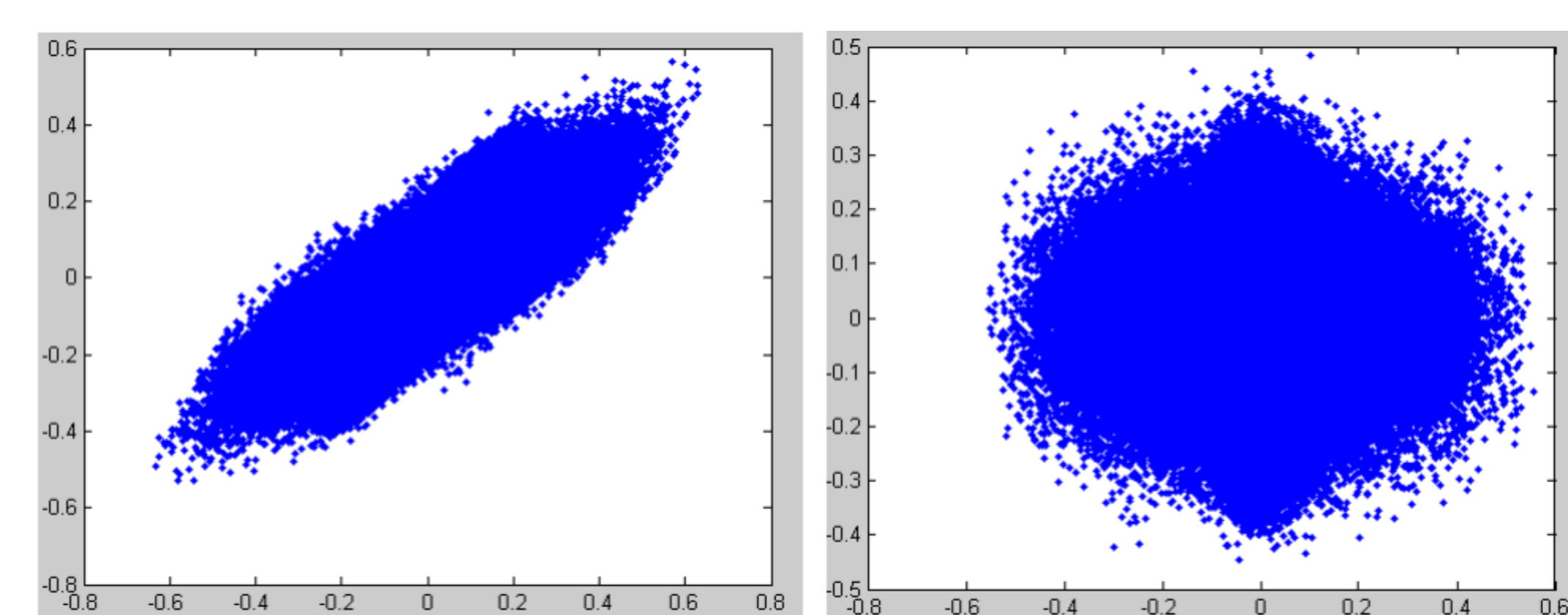


Figura 4: Distribuição conjunta dos sinais misturados (esquerda) e separados (direita).

### 4.2 FastICA para misturas com mais de 2 músicas

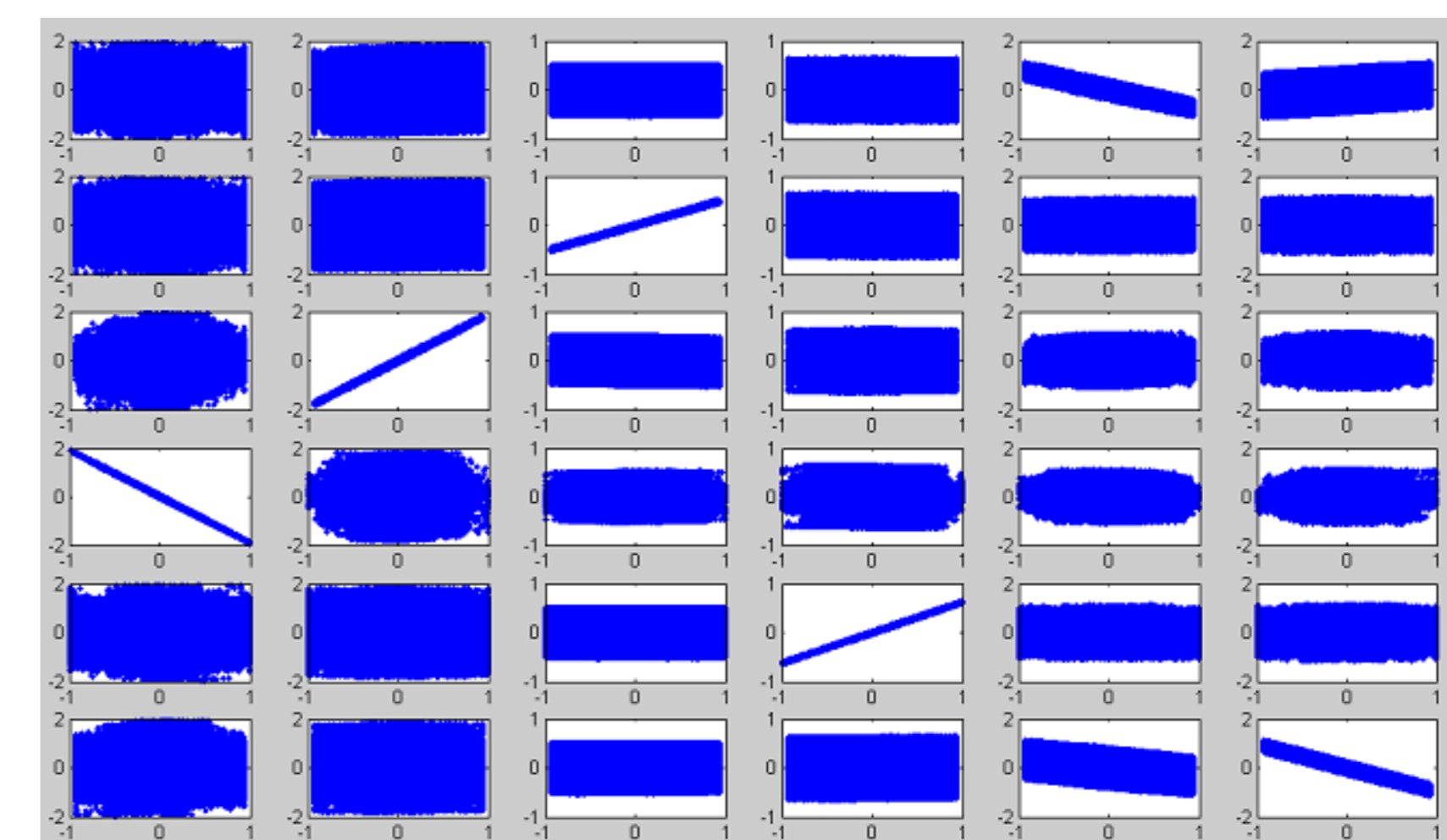


Figura 5: Distribuição conjunta dos sinais separados pelo algoritmo

## 5. CONCLUSÃO

- Os métodos de ICA são as principais técnicas de solução de problemas de BSS e baseiam-se na independência e não gaussianidade das amostras.
- Técnicas como o PCA e whitening, que se baseiam no conceito de correlação e não de independência, foram precursores ao ICA e correspondem a um passo importante para a aplicação deste.
- Diversos são os métodos de separação pela análise de componentes independentes, como por exemplo a curtose. Em geral, pode-se afirmar que tais métodos utilizam cumulantes de alta ordem (3 e 4) que fornecem informações diferentes dos cumulantes de baixa ordem (média, variância), como a não gaussianidade dos dados.
- Os algoritmos aplicados mostraram-se eficientes na maioria dos casos, mesmo desconsiderando o aspecto convolutivo dos áudios.
- As aplicações do algoritmo de FastICA foram em misturas de coeficientes constantes, ou seja, a matriz de mistura é igual para uma mesma fonte, evitando as dinâmicas de intensidade presentes nas situações reais.

## 6. REFERÊNCIAS

- DUARTE, L. T. **Um estudo sobre separação cega de fontes e contribuições ao caso de misturas não-lineares**. Master's thesis, Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP), 2006.
- HAYKIN, S. CHEN, Z. **The cocktail party problem**. *Neural Computation*, 17:1875-1902, 2005.
- HYVARINEN, A. KARHUNEN, J. OJA, E. **Independent component analysis**. JohnWiley & Sons, 2001.

### AGRADECIMENTOS

- Faculdade de Ciências Aplicadas, Universidade Estadual de Campinas – UNICAMP
- Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq)
- Programa Institucional de Bolsas de Iniciação Científica (PIBIC).