

MARLIPE GARCIA FAGUNDES NETO

**ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES
APLICADA EM COMPRESSORES HERMÉTICOS
ALTERNATIVOS PARA MITIGAÇÃO DAS FONTES
DE RUÍDO**



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA

2017

MARLIPE GARCIA FAGUNDES NETO

**ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES APLICADA EM
COMPRESSORES HERMÉTICOS ALTERNATIVOS PARA
MITIGAÇÃO DAS FONTES DE RUÍDO**

Tese apresentada ao programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Uberlândia, como parte dos requisitos para obtenção do título de **DOUTOR EM ENGENHARIA MECÂNICA.**

Área de Concentração: Mecânica dos Sólidos e Vibrações.

Orientador: Prof. Dr. Marcus Antônio V. Duarte

UBERLÂNDIA – MG

2017

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da UFU, MG, Brasil.

- F156a
2017
- Fagundes Neto, Marlipe Garcia, 1987
Análise de componentes independentes aplicada em compressores herméticos alternativos para mitigação das fontes de ruído / Marlipe Garcia Fagundes Neto. - 2017.
211 f. : il.
- Orientador: Marcus Antônio V. Duarte.
Tese (doutorado) - Universidade Federal de Uberlândia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica.
Disponível em: <http://dx.doi.org/10.14393/ufu.te.2018.7>
Inclui bibliografia.
1. Engenharia mecânica - Teses. 2. Compressores - Teses. 3. Ruído - Controle - Teses. 4. Análise de componentes principais - Teses. I. Duarte, Marcus Antônio V. II. Universidade Federal de Uberlândia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica. III. Título.



ALUNO: Marlipe Garcia Fagundes Neto

NÚMERO DE MATRÍCULA: 11223EMC013

ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: Mecânica dos Sólidos e Vibrações

LINHA DE PESQUISA: Dinâmica de Sistemas Mecânicos

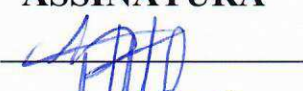


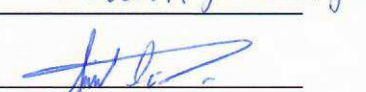

PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA: NÍVEL DOUTORADO

TÍTULO DA TESE:

“Análise de Componentes Independentes Aplicada em Compressores Herméticos Alternativos para Mitigação das Fontes de Ruído”

ORIENTADOR: Prof. Dr. Marcus Antonio Viana Duarte

A Tese foi **APROVADA** em reunião pública, realizada no Auditório A - Bloco 5O, Campus Santa Mônica, em 26 de julho de 2017, às 08:30 horas, com a seguinte Banca Examinadora:

NOME	ASSINATURA
Prof. Dr. Marcus Antonio Viana Duarte	UFU 
Prof. Dr. Aldemir Ap. Cavalini Júnior	UFU 
Prof. Dr. Elias Bitencourt Teodoro	UFU 
Prof. Dr. Arcanjo Lenzi	UFSC 
Prof. Dr. Israel Jorge Cárdenas Nuñez	UFTM 

Uberlândia, 26 de julho de 2017

Aos meus pais, Edgar e Maria Abadia.

Aos meus irmãos Marden e Flávia.

À minha esposa Vanessa

AGRADECIMENTOS

Inicialmente, agradeço a Deus por permitir a existência de tudo isso, ele me fortalece em todos os momentos e diante de todas as situações.

À minha família considero eterna gratidão, pois são os responsáveis pela minha educação e fundamentais na construção dos meus valores. Agradeço, especialmente à minha mãe, pois sua sabedoria é exemplo para diversas situações e não mediu esforços para que eu concluísse esta etapa.

Agradeço a minha esposa, Vanessa, por seu carinho, amor, companheirismo e suporte. Com ela aprendo todo dia que podemos ser pessoas melhores. Obrigado por fazer parte da minha vida.

Aos colegas e amigos de trabalho agradeço por serem minha segunda família.

Ao meu orientador, Prof. Marcus Antonio Viana Duarte, destaco suas contribuições e incentivo à minha capacitação. São vários anos sob sua orientação e aprendi, além de conceitos científicos, conceitos para toda a vida.

À Universidade Federal de Uberlândia, à Faculdade de Engenharia Mecânica e ao programa de pós-graduação em Engenharia Mecânica pela oportunidade da realização do curso, bem como todo espaço físico e científico.

À Universidade Federal de Goiás, à Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação e, principalmente, ao corpo docente da Graduação em Engenharia Mecânica por colaborarem com as atividades concomitantes de docência e dedicação à tese.

Aos programas, CAPES, CNPq e FAPEMIG, agradeço o auxílio financeiro na participação de congressos. Não menos importante, agradeço à FAPEG pela bolsa de incentivo ao programa de doutorado com docência.

FAGUNDES NETO, M. G. **Análise de Componentes Independentes Aplicada em Compressores Herméticos Alternativo para Mitigação das Fontes de Ruído**. 2017. 213 f. Tese de Doutorado, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia.

Resumo

Compressores herméticos alternativos são objetos de estudos de vários pesquisadores na busca do entendimento e redução do ruído. A análise de componentes independentes apresenta-se como uma atrativa ferramenta na identificação das fontes, com pouca ou nenhuma informação sobre as fontes e como são misturadas. Inicia-se o estudo e compreensão da ferramenta, e utilizam-se sinais conhecidos para reconhecer o processo e suas características. Dentre as técnicas analisadas observa-se que sinais de característica impulsiva são melhores recuperados com técnicas no domínio do tempo, enquanto sinais com característica harmônica apresentam melhor identificação no domínio da frequência, ainda alguns algoritmos destacam-se frente a outros e a adição da fonte de ruído melhora o índice de performance. Ao aplicar a técnica nos compressores verifica-se limitação às baixas frequências, região onde a diferença de fase entre os sinais é mínima e há correlação na sincronização dos sinais. Constatam-se duas componentes identificadas: desbalanceamento na frequência de 60 Hz e pulsação do gás nas regiões próximas a 500 Hz, para as três pressões de alimentação analisadas, vazio, 20 e 60 psi, relata-se que a pulsação do gás é melhor identifica para a pressão mais alta, enquanto na menor pressão há dificuldades em relacionar as componentes recuperadas com a fonte. Por fim, aliado ao método de elementos finitos estimam-se as contribuições das fontes recuperadas no nível de potência sonora do compressor.

Palavras Chave: Análise de Componentes Independentes, Compressores Herméticos Alternativos, Fontes de Ruído

FAGUNDES NETO, M. G. **Independent Component Analysis Applied in Reciprocating Hermetic Compressors for Noise Sources Mitigation**. 2017. 213 f. Doctoral Thesis, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia.

Abstract

Reciprocating hermetic compressors have been studied in several research programs aiming to noise reduction and understanding. The analysis of independent components is an important tool to allow identification of noise sources even without better information about their origin or how they had been mixed. The first stage of the present study is the tool understanding using known signal in order to figure out how the process is performed and its characteristics. Among the analyzed techniques, it was possible to observe that impulsive signals had been better recovered by time-domain techniques, while the harmonic signals had been better recovered by frequency-domain techniques. In addition, some algorithm stood out than other ones and extra noise source have improved performance results. When applying those mentioned techniques on the compressors, a limitation has been noticed in lower frequencies, because there is no phase difference between the analyzed signals and there is some correlation in signals syncing. Two components can be clearly identified, which are unbalanced forces at 60 Hz and gas pulsation for frequencies close to 500 Hz. The system has been tested on three different pressure levels: without any charge, 20 psi, and 60 psi. It has been found out that the gas pulsation can be better identified for the highest pressure level, while there is less correlation between the component and the signal for the lowest pressure level. Finally, the power pressure level contributions of recovered sources are estimated by a finite element method.

Keywords: Independent Component Analysis, Reciprocating Hermetic Compressor, Noise Source

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1	Pesquisa Google por ar condicionado. (Adaptada de FOLHA UOL, 2015).	5
Figura 2.1	Principais componentes do compressor hermético alternativo (PIZARRO, 2007).	10
Figura 2.2	Figura 2.2 – Etapas do ciclo de compressão do compressor alternativo (Adaptada de SILVA, 2014).	11
Figura 2.3	Conjunto eixo e bomba de palheta (PIZARRO, 2007).	12
Figura 2.4	Grupos de radiação de ruído da carcaça (Adaptada de INGALLS, 1972).	13
Figura 2.5	Ruído gerado pelo compressor hermético alternativo antes e após melhorias (Adaptada de TOJO, 1980).	14
Figura 2.6	Nível de pressão sonora na cavidade tendo como fontes de excitação a pulsação do gás e a irradiação do <i>kit</i> completo e os dois primeiros modos de vibrar da cavidade (DIESEL, 2000).	16
Figura 2.7	FRF pontual do fundo da carcaça na presença e ausência do óleo (CARMO, 2001).	17
Figura 2.8	Dinâmica das válvulas de sucção e descarga em função da pressão dentro da câmara de compressão (ROVARIS, 2004).	18
Figura 2.9	Variação da abertura da válvula de sucção e diferença de pressão entre cilindro e câmara de sucção (PEREIRA, 2006).	19
Figura 2.10	Espectro de frequência da potência sonora irradiada pelos compressores (NUNES, 2005).	20
Figura 2.11	Variação da pressão na câmara de compressão (RODRIGUES, 2003).	21
Figura 2.12	NPS medido por um microfone e as forças estimadas via metodologia híbrida (NUÑEZ et al., 2010).	22
Figura 2.13	Posição da mola 3 e contribuição dos caminhos de transferência para o NPS (SILVA, 2014).	23
Figura 2.14	Comparativo das velocidades para o tubo de descarga otimizada e não otimizada (NETO, 2013).	24

Figura 2.15	Forças magnéticas no domínio espectral em função da frequência da fonte elétrica (f_0), escorregamento (s), pares de pólos (p), número de ranhuras no estator (s_1) e número de ranhuras no rotor (s_2) (NETO, 2015).	25
Figura 2.16	Deslocamento da carcaça do compressor sobre efeito das forças magnética (f_{mag}) e compressão de gás (f_p) (NETO, 2015).	26
Figura 2.17	Diagrama dos elementos principais na geração de ruído do compressor hermético alternativo.	28
Figura 3.1	Exemplo do <i>Cocktail Party</i> (Adaptada de ZUBEN; ATTUX, 2015).	30
Figura 3.2	Esquema do problema de separação de fontes.	31
Figura 3.3	Função densidade probabilidade da distribuição gaussiana e super gaussiana (laplaciana).	35
Figura 3.4	Sinais de distribuição uniforme, misturados e branqueados.	41
Figura 3.5	Decomposição em valores singulares na análise de componentes independentes (SHLENS, 2014a).	44
Figura 3.6	Branqueamento ou esferização de um conjunto de dados (Adaptada de SHLENS, 2014a).	48
Figura 3.7	Sinais de distribuição gaussiana, misturados e branqueados.	50
Figura 3.8	Exemplos de mistura de duas fontes independentes: uniforme e laplaciana (SUYAMA, 2007).	52
Figure 3.9	Valores da curtosis na distribuição gaussiana na presença de picos.	55
Figura 3.10	Comparação do crescimento da variável aleatória y .	57
Figura 3.11	Ilustração do problema do mínimo local (Adaptada de HIMBERG, 2004).	65
Figura 4.1	Fontes teóricas no domínio do tempo (posição angular do rotor) e histogramas.	75
Figura 4.2	Amostra dos sinais teóricos, domínio do tempo e espectros de frequência.	77
Figura 4.3	Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal.	79

Figura 4.4	Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal, com aditivo de ruído.	80
Figura 4.5	Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal, com fonte de ruído.	80
Figura 4.6	Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal, com fonte de ruído e número de fontes iguais ao número de sensores.	81
Figura 4.7	Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal, com aditivo de ruído e número de sensores superior ao número de fontes.	82
Figura 4.8	Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal, com fonte de ruído e número de sensores superior ao número de fontes.	83
Figura 4.9	Variância explicada via pré processamento da PCA para várias dimensões, para mistura linear instantânea – domínio temporal.	84
Figura 4.10	Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio espectral.	85
Figura 4.11	Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio espectral, com aditivo de ruído.	86
Figura 4.12	Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio espectral, com fonte de ruído.	86
Figura 4.13	Variância explicada via pré processamento da PCA para várias dimensões, para mistura linear instantânea – domínio espectral.	87
Figura 4.14	Comparação dos sinais recuperados com as fontes teóricas e fonte de ruído para mistura linear instantânea, no domínio do tempo utiliza-se o ERBM e no domínio da frequência utiliza-se o Jade. Observação: para a fonte recuperada no domínio da frequência apresenta-se o sinal no domínio do tempo via transformada inversa de Fourier.	89
Figura 4.15	Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear complexa – domínio espectral.	92
Figura 4.16	Função transferência medida na lateral da carcaça e tampa do compressor.	93
Figura 4.17	Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear convolutivo – domínio espectral, com aditivo de ruído.	94
Figura 4.18	Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear convolutivo – domínio espectral, com fonte de ruído.	95

Figura 4.19	Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear complexa – domínio temporal.	96
Figura 4.20	Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear convolutivo – domínio temporal, com aditivo de ruído.	97
Figura 4.21	Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear convolutivo – domínio temporal, com fonte de ruído.	97
Figura 4.22	Comparação dos sinais recuperados com as fontes teóricas e fonte de ruído para mistura linear convolutiva, no domínio do tempo utiliza-se o ERBM e no domínio da frequência utiliza-se o Jade. Observação: para a fonte recuperada no domínio da frequência apresenta-se o sinal no domínio do tempo via transformada inversa de Fourier.	99
Figura 4.23	Esquema representativo da contribuição das fontes nos sensores de observação.	101
Figura 4.24	Análise das contribuições da fonte impulsiva, válvula de sucção, no sensor de observação.	102
Figura 4.25	Análise das contribuições da fonte harmônica, força magnética, no sensor de observação.	102
Figura 4.26	Análise das contribuições da fonte gaussiana, ruído, no sensor de observação.	103
Figura 5.1	Sistema real, compressor TA1330Y.	106
Figura 5.2	Etapas da metodologia de elementos finitos.	107
Figura 5.3	Componentes da região da carcaça.	108
Figura 5.4	Malha da região da carcaça.	109
Figura 5.5	Componentes do conjunto interno.	111
Figura 5.6	Bancadas utilizadas no cálculo da rigidez transversal e longitudinal.	113
Figura 5.7	Deslocamentos e forças adquiridas no cálculo da rigidez transversal e longitudinal.	113
Figura 5.8	Geometria da mola descarregada e com carregamento na longitudinal e transversal.	115
Figura 5.9	Malha dos elementos do conjunto interno.	116
Figura 5.10	Malha dos elementos para modelagem acústica.	118

Figura 5.11	Modelo da esfera pulsante.	121
Figura 5.12	Nível de potência sonora da esfera pulsante, raio de $0,1\text{ m}$ e deslocamento igual a 1.10^{-6} m .	122
Figura 6.1	Esquema representativo da metodologia para obter a contribuição das fontes no ruído gerado.	124
Figura 6.2	Acelerômetro PCB 352C33 e calibrador de acelerômetros Bruel & Kjaer 4294.	125
Figura 6.3	Tarugo com os acelerômetros posicionados na face para calibração.	127
Figura 6.4	Aríete para excitação do sistema de calibração entre acelerômetros.	127
Figura 6.5	Modos de corpo livre do tarugo.	128
Figura 6.6	Função transferência entre acelerômetro 2 e 1.	129
Figura 6.7	Função transferência entre acelerômetro 2 e 1, baixas frequências	130
Figura 6.8	Esquema de montagem do aparato de experimental.	132
Figura 6.9	Compressor hermético alternativo com os 2 pontos fixo de medição.	133
Figura 6.10	Pontos de medição ao longo da carcaça do compressor.	133
Figura 7.1	Velocidade média quadrática espacial da carcaça do compressor (resolução em frequência igual a 30 Hz).	136
Figura 7.2	Velocidade média quadrática espacial da carcaça do compressor, faixa de 100 a 900 Hz (resolução em frequência igual a 30 Hz).	137
Figura 7.3	Desvio padrão espacial das velocidades quadráticas da carcaça do compressor (resolução em frequência igual a 30 Hz).	138
Figura 7.4	Função transferência medida na lateral da carcaça e tampa do compressor.	138
Figura 7.5	Auto espectro da aceleração medida no cabeçote do <i>kit</i> , operando em vazio e sem o tubo e mufla de descarga.	139
Figura 7.6	Variação explicada da redução de dimensão para grupos de sensores – Pressão 60 psi .	140
Figura 7.7	Variância explicada e correlação para sincronização de todos os grupos de sensores – Pressão 60 psi .	141

Figura 7.8	Componentes 1 a 3 identificados para sensores sincronizados – Pressão 60 <i>psi</i> .	145
Figura 7.9	Componentes 4 a 6 identificados para sensores sincronizados – Pressão 60 <i>psi</i> .	146
Figura 7.10	Potência dos sinais adquiridos e recuperados em cada sensor – Pressão 60 <i>psi</i> .	147
Figura 7.11	Potência dos sinais adquiridos e recuperados em cada sensor para cada fonte – Pressão 60 <i>psi</i> .	148
Figura 7.12	Sinais observados entre o canal de descarga e sucção e na base de suporte das molas – Pressão 60 <i>psi</i> .	149
Figura 7.13	Componente recuperada 1 e observados normalizados e sobrepostos – pulsação descarga – Pressão 60 <i>psi</i> .	150
Figura 7.14	Componente recuperada 2 e observados normalizados e sobrepostos – reação mola – Pressão 60 <i>psi</i> .	150
Figura 7.15	Componente recuperada 3 e observados normalizados e sobrepostos – reação mola – Pressão 60 <i>psi</i> .	151
Figura 7.16	Variação explicada da redução de dimensão para grupos de sensores – Pressão 20 <i>psi</i> .	152
Figura 7.17	Variância explicada e correlação para sincronização de todos os grupos de sensores – Pressão 20 <i>psi</i> .	153
Figura 7.18	Componentes 1 a 3 identificados para sensores sincronizados – Pressão 20 <i>psi</i> .	154
Figura 7.19	Componentes 4 a 6 identificados para sensores sincronizados – Pressão 20 <i>psi</i> .	155
Figura 7.20	Potência dos sinais adquiridos e recuperados em cada sensor – Pressão 20 <i>psi</i> .	156
Figura 7.21	Potência dos sinais adquiridos e recuperados em cada sensor para cada fonte – Pressão 20 <i>psi</i> .	156
Figura 7.22	Sinais observados entre o canal de descarga e sucção e na base de suporte das molas – Pressão 20 <i>psi</i> .	157
Figura 7.23	Componente recuperada 1 e observados normalizados e sobrepostos – pulsação descarga – Pressão 20 <i>psi</i> .	158
Figura 7.24	Componente recuperada 2 e observados normalizados e sobrepostos – reação mola – Pressão 20 <i>psi</i> .	158

Figura 7.25	Componente recuperada 3 e observados normalizados e sobrepostos – reação mola – Pressão 20 <i>psi</i> .	159
Figura 7.26	Varição explicada da redução de dimensão para grupos de sensores – Pressão em vazio.	160
Figura 7.27	Variância explicada e correlação para sincronização de todos os grupos de sensores – Pressão em vazio.	161
Figura 7.28	Componentes 1 a 4 identificados para sensores sincronizados – Pressão em vazio.	163
Figura 7.29	Componentes 5 a 6 identificados para sensores sincronizados – Pressão em vazio.	164
Figura 7.30	Potência dos sinais adquiridos e recuperados em cada sensor – Pressão em vazio.	165
Figura 7.31	Potência dos sinais adquiridos e recuperados em cada sensor para cada fonte – Pressão em vazio.	165
Figura 7.32	Sinais observados entre o canal de descarga e sucção e na base de suporte das molas – Pressão em vazio.	166
Figura 7.33	Componente recuperada 1 e observados normalizados e sobrepostos – pulsação descarga – Pressão em vazio.	167
Figura 7.34	Componente recuperada 2 e observados normalizados e sobrepostos – reação mola – Pressão em vazio.	167
Figura 7.35	Componente recuperada 3 e observados normalizados e sobrepostos – reação mola – Pressão em vazio.	168
Figura 7.36	Nível de potência sonora simulado e experimental.	169
Figura 7.37	Nível de potência sonora simulado das componentes – Pressão 60 <i>psi</i> .	170
Figura 7.38	Nível de potência sonora simulado das componentes em bandas de 1/3 de oitava – Pressão 60 <i>psi</i> .	170
Figura 7.39	Figura 7.39 – Nível de potência sonora simulado das componentes – Pressão 20 <i>psi</i> .	171
Figura 7.40	Nível de potência sonora simulado das componentes em bandas de 1/3 de oitava – Pressão 20 <i>psi</i> .	171

Figura 7.41	Nível de potência sonora simulado das componentes – Pressão em vazio.	172
Figura 7.42	Nível de potência sonora simulado das componentes em bandas de 1/3 de oitava – Pressão em vazio.	172

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1	Algoritmo gradiente da maximização da não gaussianidade via negentropia (Adaptada de HYVÄRINEN et al., 2001).	59
Tabela 3.2	Algoritmo ponto fixo da maximização da não gaussianidade via negentropia (Adaptada de HYVÄRINEN et al., 2001).	61
Tabela 3.3	Algoritmo ponto fixo da maximização da não gaussianidade via negentropia e ortonormalização serial (Adaptada de HYVÄRINEN et al., 2001).	63
Tabela 3.4	Algoritmo ponto fixo da maximização da não gaussianidade via negentropia e ortonormalização paralela (Adaptada de HYVÄRINEN et al., 2001).	64
Tabela 3.5	Algoritmo ponto fixo da maximização da não gaussianidade via negentropia e ortonormalização paralela, conjunto dos números complexos.	71
Tabela 5.1	Propriedades dos elementos da região da carcaça. O módulo de elasticidade, coeficiente de Poisson, densidade e espessura são representados por EX, PRXY, DENS e TK respectivamente.	110
Tabela 5.2	Dados da mola do compressor hermético alternativo, para carregamento longitudinal de 4,47 kg.	114
Tabela 5.3	Rigidez experimental e analítica da mola, para carregamento longitudinal de 4,47 kg.	114
Tabela 5.4	Propriedades dos elementos do conjunto interno. O módulo de elasticidade, coeficiente de Poisson, densidade e espessura são representados por EX, PRXY, DENS e TK, respectivamente. A massa e momento de inércia em relação aos eixos x , y e z são dadas por MASS, IXX, IYY e IZZ. A rigidez é dada por K. O diâmetro do tudo e espessura do tubo são descritas por OD e TKWALL, respectivamente.	117
Tabela 5.5	Propriedades dos elementos do modelo acústico. A densidade, velocidade de propagação do som e coeficiente de absorção sonora são expressos por DENS, SONC e MU, respectivamente.	119
Tabela 6.1	Sensibilidade dos acelerômetros – Carta de calibração e calculada via calibrador.	126
Tabela 6.2	Média, desvio padrão e intervalo de confiança da função de transferência entre acelerômetros 1 e 2, na faixa de 20 a 8000 Hz.	130

Tabela 7.1	Variância explicada em [%] dos grupos sincronizados e separados para faixa frequência de 20 – 500 <i>Hz</i> – Pressão 60 <i>psi</i> .	142
Tabela 7.2	Variância explicada em [%] dos grupos sincronizados e separados para faixa frequência de 250 – 750 <i>Hz</i> – Pressão 60 <i>psi</i> .	143
Tabela 7.3	Variância explicada em [%] dos grupos sincronizados e separados para faixa frequência de 500 – 1000 <i>Hz</i> – Pressão 60 <i>psi</i> .	143
Tabela 7.4	Variância explicada em [%] dos grupos sincronizados e separados para faixa frequência de 20 – 1000 <i>Hz</i> – Pressão 60 <i>psi</i> .	144
Tabela 7.5	Variância explicada em [%] dos grupos sincronizados e separados para faixa frequência de 20 – 1000 <i>Hz</i> – Pressão 20 <i>psi</i> .	153
Tabela 7.6	Variância explicada em [%] dos grupos sincronizados e separados para faixa frequência de 20 – 1000 <i>Hz</i> – Pressão em vazio.	162

LISTA DE SÍMBOLOS

$\mathbf{A}, \tilde{\mathbf{A}}$	Matriz de mistura
$A_{elementoi}$	Área do elemento
\mathbf{B}	Matriz permutação
\mathbf{C}_x	Matriz covariância
$\mathbf{C}_{x,y}$	Matiz covariância cruzada
C_1	Fator de correção da rigidez transversal
\mathbf{D}	Matriz diagonal dos autovalores associados
D	Diâmetro médio da mola
\mathbf{E}	Matriz dos autovetores
$E\{\cdot\}$	Função esperança
$\mathbf{F}(\cdot)$	Influência do sistema misturador
$\mathbf{F}^{-1}(\cdot)$	Transformada inversa de Fourier
$G_{cis.}$	Módulo de elasticidade cisalhante
$G(\cdot)$	Função não quadrática
J	Negentropia
\mathbf{H}	Matriz de mistura dos coeficientes da função transferência
H	Entropia
$H_{ij}(\cdot)$	Função transferência
\mathbf{I}	Matriz identidade
I	Intensidade acústica
\mathbf{P}	Matriz de transformação ortogonal
P	Pressão acústica
\mathbf{Q}	Matriz de transformação ortogonal

\mathbf{R}_x	Matriz correlação
$\mathbf{R}_{x,y}$	Matriz correlação cruzada
\mathbf{T}	Matriz de transformação linear
\mathbf{U}	Matriz de rotação
\mathbf{V}	Matriz de rotação
\mathbf{W}	Matriz de separação
W	Potência sonora
W_{ref}	Potência de referência
$W_{esf. pul.}$	Potência da esfera pulsante
a_1	Constante
a_{ij}	Coeficientes da matriz de mistura
c	Velocidade de propagação da onda no meio
$curt(\cdot)$	Função curtose
d	Diâmetro de arame
e	Erro Amari
f	Frequência
$g(\cdot)$	Derivada da função $G(\cdot)$
$g'(\cdot)$	Derivada da função $g(\cdot)$
\mathbf{h}_k	Coeficientes do atraso temporal
h_s	Comprimento da mola carregada longitudinalmente
k	Atraso temporal
$\mathbf{m}_x, \mathbf{m}_y$	Média
m	Número de sensores
n	Número de fontes

n_d	Quantidade de amostra
n_{espira}	Número de espiras ativas
$p(\cdot)$	Função densidade probabilidade
\mathbf{q}	Vetor de transformação
\mathbf{s}, \mathbf{s}_i	Fontes de sinais
t	Tempo
\mathbf{w}_{ij}	Coeficientes da matriz de separação
\mathbf{x}, \mathbf{x}_i	Sinais observados
\mathbf{y}, \mathbf{y}_i	Fontes recuperadas
\mathbf{z}, \mathbf{z}_i	Sinais branqueados

Letras Gregas

α_1, α_2	Constantes quaisquer
β	Constante
γ	Taxa de aprendizado
γ_{ij}^2	Coerência
ε	Erro normalizado da magnitude e fase
ρ	Densidade do meio
Σ	Matriz de alongamento ao longo dos eixos
$\sigma_{x_i}^2$	Variâncias

Abreviações

EVD	Decomposição em Autovetores (<i>Eigenvalue Decomposition</i>)
FRF	Função Resposta em Frequência
ICA	Análise de Componentes Independentes (<i>Independent Component Analysis</i>)
HOS	Estatística de Ordem Superior (<i>High Order Statistics</i>)
MEC	Método dos Elementos de Contorno
MEF	Método dos Elementos Finitos
NPS	Nível de Pressão Sonora
NWS	Nível de Potência Sonora
PCA	Análise de Componentes Principais (<i>Principal Component Analysis</i>)
SVD	Decomposição Linear Singular (<i>Singular Value Decomposition</i>)

SUMÁRIO

CAPÍTULO I – Introdução	1
1.1 Motivação	6
1.2 Objetivos	7
1.3 Estrutura da Tese	8
CAPÍTULO II – Ruído em Compressores Herméticos Alternativos	9
2.1 Compressores Herméticos Alternativos	9
2.2 Principais Fontes de Ruído e Caminhos de Transmissão	13
CAPÍTULO III – Análise de Componentes Independentes	29
3.1 Problema de Separação Cega de Fontes	31
3.2 Separação de Fontes Baseada na Independência	34
3.3 História e Aplicações da Análise de Componentes Independentes	36
3.4 Análise de Componentes Independentes	37
3.4.1 Descorrelação e Independência	38
3.4.2 Branqueamento	40
3.4.3 Decomposição em Valores Singulares	42
3.4.4 Análise dos Componentes Principais	44
3.4.5 Limitação de Fontes Gaussianas	49
3.4.6 Critérios para Separação da ICA	50
3.4.6.1 Maximização da Não Gaussianidade	51
3.4.6.2 Curtose	53
3.4.6.3 Negentropia	56
3.4.7 Algoritmo do Gradiente via Negentropia	58
3.4.8 Algoritmo do Ponto Fixo via Negentropia – FastICA	60
3.4.9 Estimação de Vários Componentes	62
3.4.9.1 Estimação Serial	62
3.4.9.2 Estimação Paralela	63
3.5 Alternativas Para Estimativas Confiáveis	65
3.6 ICA em Vibração	66
3.7 ICA em Sistemas Convolutivos	69

3.8 Outras Metodologias da ICA.....	71
3.8.1 Jade.....	71
3.8.2 Sobi.....	72
3.8.3 EBM.....	73
3.8.4 ERBM.....	73
CAPÍTULO IV – Aplicação da ICA em Sinais Téóricos	74
4.1 Sinais Téóricos	74
4.2 Mistura Linear Instantânea	78
4.2.1 Domínio Temporal.....	78
4.2.2 Domínio Espectral.....	84
4.3 Mistura Linear Convolutiva.....	90
4.3.1 Domínio Espectral.....	90
4.3.2 Domínio Temporal.....	95
4.4 Contribuição das Fontes Teóricas nos Sensores	100
CAPÍTULO V – Modelagem via Elementos Finitos	105
5.1 Modelagem Estrutural.....	108
5.2 Modelagem Acústica	117
CAPÍTULO VI – Metodologia e Procedimento Experimental	123
6.1 Metodologia	123
6.2 Calibração dos Sensores	125
6.3 Aparato Experimental.....	131
CAPÍTULO VII – Resultados e Análises.....	135
7.1 Velocidade Média Quadrática Espacial.....	135
7.2 Fontes Estimadas	140
7.2.1 Pressão 1 – Sucção 60 psi.....	140
7.2.2 Pressão 2 – Sucção 20 psi.....	151
7.2.3 Pressão 3 – Sucção Vazio	159
7.3 Previsão do NWS.....	168
CAPÍTULO VIII – Conclusões e Trabalhos Futuros	174
8.1 Conclusões	174

8.1.1 Características dos Compressores Herméticos Alternativos	174
8.1.2 Técnica da Análise de Componentes Independentes	175
8.1.3 Análise dos Sinais Teóricos	175
8.1.4 Procedimento Experimental e Componentes Recuperadas.....	177
8.2 Trabalhos Futuros	179
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	180
ANEXO A	190
APÊNDICE A	193
APÊNDICE B	200
APÊNDICE C	206

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

As máquinas são resultadas dos sonhos e invenções humanas para suprir suas necessidades. A alavanca, a roda, o plano inclinado são exemplos das primeiras máquinas criadas, que pela sua simplicidade, são conhecidas como máquinas simples. Ao longo da história, devido ao surgimento de tarefas mais complexas, diversas máquinas foram desenvolvidas, por exemplo, máquina a vapor, gerador de corrente contínua, motores de combustão e elétricos, bombas hidráulicas, compressores de fluídos, automóveis, aeronaves e outras. Em 2005, a Associação Brasileira de Máquinas e Equipamentos (ABIMAQ) produziu um livro sobre a história das máquinas, onde menciona: o casamento entre o homem e a máquina talvez seja o relacionamento mais perfeito já visto; ela, sim, é o único fruto da criação humana que dedica a vida para nos atender (A HISTÓRIA DAS MÁQUINAS, 2005).

Entretanto, quando a máquina apresenta qualquer mudança ou a circunstância em que ela é aplicada modifica, a torna incapaz de desempenhar satisfatoriamente as funções para as quais fora projetada e, portanto, uma situação de falha, tem-se a substituição da mesma ou o reprojetado e adaptação para as novas condições de exigência humana. As quais, cada vez mais estão em um processo evolutivo e criterioso no que diz respeito ao impacto sobre a vida, saúde e conforto humano, bem como as consequências no meio que o cerca.

Dentre vários fatores que determinam o conforto humano, o ruído e vibração, são dois fatores de perturbação que mais afetam a percepção humana, e foram estudados intensamente por Harris (1957) apud Kim; Cho; Chou (2000), Crocker (1975) apud Kim; Cho; Chou (2000), Beranek (1971) apud Kim; Cho; Chou (2000), Yerges (1978) apud Kim;

Cho; Chou (2000), Erwins (1984) apud Kim; Cho; Chou (2000), Allemang (1984) apud Kim; Cho; Chou (2000) e Foreman (1990) apud Kim; Cho; Chou (2000). Fato este, que em meados da década de 90, a acústica e vibração consideradas uma ferramenta restrita na pesquisa e aplicação da indústria telefônica, uso bélico e militar ou de arquitetos esclarecidos, passa a ser de interesse na vida cotidiana de cada pessoa. Por exemplo, consumidores finais estão mais atentos no ruído que uma máquina emite em relação a outra, sendo fator importante, em conjunto com consumo de energia, qualidade, durabilidade e confiabilidade, na tomada da decisão final sobre a escolha e compra do produto final.

Inspirados em contribuir para o bem estar da sociedade, órgãos internacionais tomaram a frente na legislação para regulamentar um ambiente acústico saudável. Aliado a essa movimentação, as empresas necessitam da legislação para impulsionar seus projetistas e mensurar seus esforços de modo que seus produtos enquadrem dentro das normas e tenham destaque frente aos concorrentes.

No que tange as normas de conforto acústico tem-se, em nível nacional, a NBR 10151/2000 – Avaliação do ruído em áreas habitadas, visando o conforto da comunidade e a NBR 10152/1987 – Níveis de ruído para conforto acústico, onde a primeira aborda do procedimento de medição e a segunda determina o conforto acústico interno aos ambientes. Apesar de normatizar e padronizar a metodologia e análise do ruído, as NBR citadas apresentam algumas brechas que geram dúvidas àqueles se que baseiam nelas. Além disso, ambas estão em vigência há mais de 15 anos e aliado ao acesso de medidores de pressão sonora mais robustos (filtros de banda de oitava), culminaram no processo de revisão. Em julho de 2015, a Associação Brasileira de Normas Técnicas, órgão responsável pela revisão das NBR, disponibilizou a consulta nacional da 4ª revisão referente à NBR 10.152, onde os usuários avaliaram e apresentaram sugestões. Segundo a Melhor Acústica (2015) a NBR 10.152/1987 está melhor elaborada, detalham posições e tempo de medições, assim como novos níveis de ruído recomendados.

Apesar dos produtos fabricados pelas empresas enquadrarem nas normativas, as principais empresas do mercado na busca da liderança frente ao concorrente optam por novas ferramentas na avaliação do ruído. Baars; Lenzi; Nunes (2002) expõem que a análise pelo filtro de ponderação A não representa boa correlação, em alguns casos, frente à subjetividade dos consumidores, e métricas psicoacústicas podem prover respostas mais próximas às experimentadas pelos receptores.

Bistafa (2006) classifica o efeito do ruído em três grupos: fisiológico – perda de audição e aumento da pressão arterial; psicológico – perturbação do sono, estresse, tensão, interferência com a comunicação oral; e mecânico – danos e falhas estruturais. O Instituto Nacional de Seguridad e Higiene en el Trabajo (2006) analisou as consequências na qualidade e produtividade em um ambiente ruidoso, os resultados mostraram diminuição no nível de atenção e aumento do tempo de reação do indivíduo frente a estímulos diversos, favorecendo o crescimento do número de erros cometidos e de acidentes.

De acordo com pesquisas, exposto à níveis de ruído excessivos, o organismo se põe em estado de alerta, preparando contra o ataque de um inimigo invisível, penetrante, que não deixa resíduo e não dá consciência às vítimas do mal. O cérebro acelera-se e os músculos consomem-se aparentemente sem motivo. Em consequência, sintomas cumulativos e secundários aparecem sorrateiramente, como por exemplo, aumento de pressão arterial, paralisações do estômago e do intestino, má irrigação da pele e até mesmo impotência sexual. Nos EUA, 33% da população sofre de distúrbios de sono, enquanto em São Paulo há mais do que o dobro (74%), tendo 51% persistente insônia, e o mais agravante é que das vítimas apenas 10% possuem consciência da causa externa ser o ruído (PIMENTEL; ÁLVARES, 1992).

Em outro trabalho Pimentel (2000) analisa o efeito do ruído no homem ao dormir e quando este está acordado. Durante o período de sono, é a audição, o segundo sentido em quantidade de informação, que assume o controle para detectar qualquer sinal de perigo, e a perturbação pelo ruído é uma das mais críticas, porque o silêncio se faz necessário para o sono ocorrer na melhor qualidade. Caso contrário, mesmo dormindo, o organismo começa a reagir gradualmente com seu alerta, e o indivíduo tende a acordar, acarretando piores desempenhos físicos, mental e psicológico. Em relação ao homem acordado, mostra-se que milhões de cidadãos, principalmente dos países periféricos, estão ficando perturbados físico, mental e psicologicamente, além de surdos, perdendo a capacidade intelectual. O próprio desenvolvimento socioeconômico da sociedade mostra-se afetado pela incapacidade de compreender e reagir contra seus acusticamente poluídos meios urbanos, industriais e de lazer. Comenta-se, também, que durante as duas primeiras revoluções industriais os países não se importavam pela degradação sonora dos ambientes. Entretanto, os países do primeiro mundo logo perceberam a queda na produtividade e aumento de acidentes, e mudaram o rumo durante a terceira revolução industrial. Ao passo que, os países periféricos, industrializados ou urbanizados mais tardiamente, o ruído continua excessivo.

Com relação à comunidade circunvizinha, a Organização Mundial de Saúde considera o ruído como uma das formas mais graves de agressão ao homem e ao meio ambiente, sendo que a exposição contínua a níveis de ruído superiores a 65 dB(A) resulta em perda de qualidade de sono, aumento do estresse e riscos de doenças, principalmente cardiovasculares. A organização considera que o estresse auditivo se inicia sob exposições de níveis de ruído de 55 dB (OIT, 1980 apud MACHADO, 1996). Segundo Machado (1996), o excesso de colesterol liberado pelo ruído justifica resultados como os de um recente congresso na Alemanha em que populações submetidas a níveis entre 65 a 70 dB tiveram 10% a mais de enfarte, e entre as submetidas a níveis de 70 e 80 dB, 20%.

Crocker (2007) menciona que o ruído e a vibração possuem efeitos no homem tanto em alto como baixo nível. Por exemplo, baixos níveis de pressão sonora incomodam o sono e geram distúrbios principalmente durante o repouso humano. Por outro lado quando o nível de pressão sonora é alto, o ruído interfere na conversação e outras formas de comunicação, mais ainda quando além do alto nível de ruído, o ruído perdura-se por um longo período é esperado dano permanente no sistema auditivo. Da mesma forma, o corpo humano submetido a baixos níveis de vibração está sujeito à condição de desconforto. Já uma situação reduzida no desempenho cognitivo e outros efeitos é observada em altos níveis de vibração.

A busca por conhecimento e estudo do efeito do ruído no homem é inquestionável. Basicamente, as áreas de foco para o controle e atenuação do impacto do ruído são divididas em três partes: na fonte, no meio de transmissão e no receptor. As indústrias direcionam seus esforços na fonte de ruído, uma vez que seus produtos são os principais geradores de ruído. Devido à proximidade e longo período de exposição dos usuários, os equipamentos domésticos têm sido alvos de pesquisa (CARMO, 2011). O que demanda a busca por soluções eficientes de novas metodologias e técnicas, que tornam a identificação das principais fontes geradoras de ruído e vibração mais fácil e confiável.

No universo dos principais equipamentos domésticos que mais geram ruído têm-se os equipamentos de refrigeração e ar condicionado que vêm conquistando um mercado cada vez maior. Segundo a Associação Brasileira de Refrigeração, Ar Condicionado, Ventilação e Aquecimento, o consumo de ar condicionado, seja split ou janela, apresenta crescimento de vendas desde 2008 até 2014, com projeção de crescimento para 2015 em 12 %. Notou-se, também, que as vendas apresentam crescimento em todos os setores: indústria, comércio e serviços, sendo os fatores mais importantes na compra de um ar condicionado residencial o preço e a qualidade. Referente às residências, estimam que

apenas 18 % de um total de 62,8 milhões de residências no Brasil possuem aparelho de ar condicionado (ABRAVA, 2015).

Aliado aos dados publicados pela associação, o Correio Braziliense publica a seguinte notícia: o ano de 2014 foi o mais quente na história moderna, segundo uma análise feita pela Agência Oceânica e Atmosférica (CORREIO BRAZILIENSE, 2015). Em conjunto o Google registrou recorde de pesquisa a busca por ar condicionado no Brasil em janeiro de 2015, e a elevada busca na procura pelo equipamento permanece para os anos seguinte, conforme Fig. 1.1.

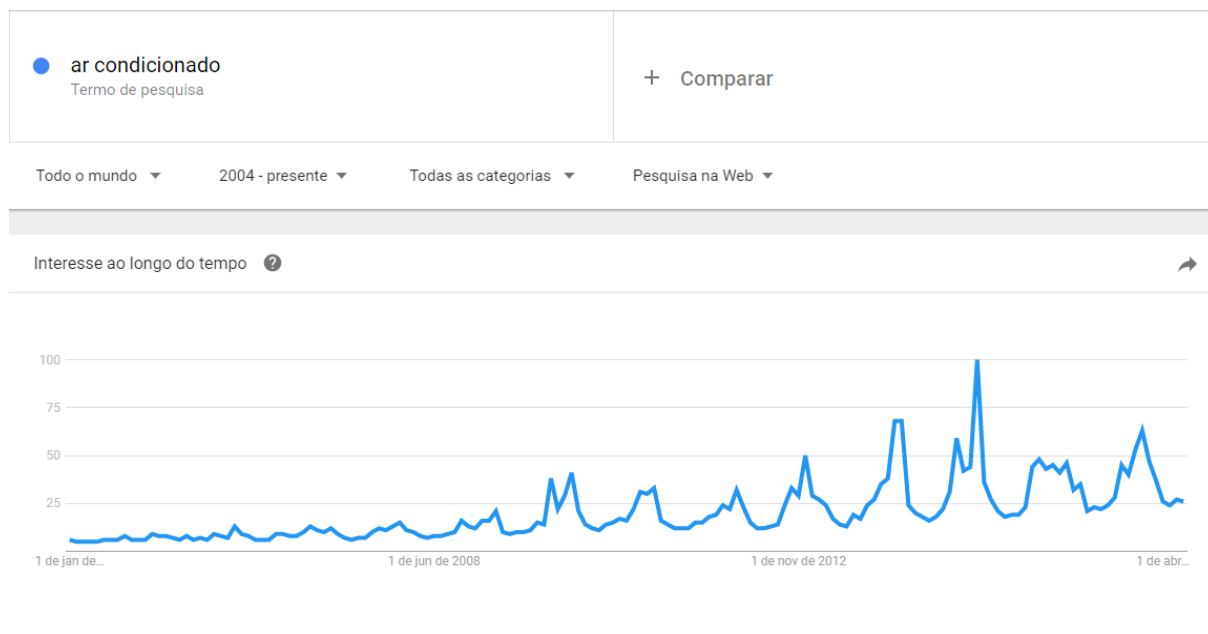


Figura 1.1 – Pesquisa Google por ar condicionado. (Adaptada de FOLHA UOL, 2015).

A grande maioria dos refrigeradores domésticos opera segundo o ciclo de refrigeração por compressão mecânica de vapor, nos quais a principal fonte de ruído é o compressor, elemento responsável pela compressão do fluido refrigerante. Infere-se, segundo a Fig. 1.1, cada vez mais os compressores (fontes de ruído) estão próximos aos consumidores e esperam-se novas tecnologias empregadas nestes equipamentos para controlar e reduzir o ruído gerado.

1.1 Motivação

Os compressores são encontrados com constância em diversas localidades. Tais equipamentos são o coração de refrigeradores, ar condicionado, bombas e diversos outros equipamentos. Aplicações industriais utilizando compressores são inúmeras, com diversas configurações de funcionamento. Segundo Soedel (2006) como um grupo, eles não são os maiores consumidores de energia, mas certamente geram poluição auditiva. Em conjunto, observa-se que várias pesquisas de controle de ruído têm sido realizadas em pequenos refrigeradores, ar condicionados e bombas, pois a produção em massa tornam os custos de pesquisas acessíveis. E, portanto, são equipamentos de interesse e aplicação em diversas situações do cotidiano humano, por exemplo, na indústria que necessita de máquinas dos mais variados tipos, tamanhos e configurações e na residência para manter o conforto humano e auxiliar nas necessidades humanas.

A demanda por metodologias de análise mais robusta das fontes de ruído apresenta um caráter evolutivo, tanto devido à qualidade e quantidade de transdutores e placas de aquisição no sistema medição, como acessibilidade maior ao poder de processamento, sejam de dados ou modelos. Metodologias recentes propõem o uso e o confronto de várias técnicas, pois a geração e transmissão de ruído e vibração dos compressores são de natureza complexa e não estacionária. Gu, Zhang e Xu (2012) exemplificam o momento de abertura da válvula como crítico no ciclo de compressão e sugerem uma análise baseada na posição angular do ciclo de compressão, através da qual metodologias baseadas em análises experimentais são mais atrativas, do ponto de vista das complexidades das fontes, do que modelos de simulação numérica. Porém, no contexto da análise não estacionária ou baseada na posição angular têm-se limitações devido ao projeto hermético do compressor, que impedem o acesso interno da carcaça ao conjunto motor-compressor.

Giesel (2007) destaca que os compressores herméticos alternativos são a melhor opção técnico-econômica à indústria de refrigeração, pois o mecanismo de compressão do tipo biela manivela permite alta confiabilidade e baixo custo de fabricação. Além disto, notam-se nos principais fabricantes nacionais, Tecumseh e Embraco, a existência de diversas configurações de compressores alternativos, que possibilitam atender diversos setores do mercado com as mais variadas necessidades. Portanto, são amplamente utilizados devido às pequenas dimensões, peso reduzido e boa confiabilidade.

Por fim, a quantidade de informações adquiridas pelos sensores é enorme, por exemplo, os dados constituem uma mistura entre as várias fontes e caminhos de transmissão. Ademais, pouca ou nenhuma informação tem-se sobre as fontes e como foram misturadas. A análise de componentes independentes (*Independent Component Analysis* – ICA) é um procedimento da teoria da informação que objetiva estimar as fontes sem informação referente às mesmas, considerando a independência estatística entre elas. A ICA tem sido aplicada com sucesso em campos inumeráveis tais como a ciência médica (WOLLNY et al, 2012), processamento de imagens (FUENTES, 2007), sistemas mecânicos (CHENG et al, 2012) e outros. No universo dos sistemas mecânicos, os principais trabalhos apresentam resultados na identificação de falha de rolamentos, engrenagens, motores ou fontes em sistemas menos complexos que alicerçam na validação mais simples do procedimento. Por sua vez a técnica aplicada em sistemas mais robustos, como os compressores herméticos alternativos, exige o conhecimento das fontes de ruído.

1.2 Objetivos

Devido à demanda por novas metodologias e técnicas de identificação e caminho de transmissão de ruído, objetiva-se avaliar a técnica de análise de componentes independentes em compressores herméticos alternativos.

Para tanto, os objetivos específicos que norteiam a tese são:

- a) Compreensão do princípio de funcionamento dos compressores herméticos alternativos. Em sequência, apresentar uma revisão bibliográfica do ruído e vibração gerados por eles, destacando as principais fontes de ruído internas e suas principais características;
- b) Estudar e compreender as vantagens e limitações da ICA, em sequência utilizar a técnica num sistema de fontes conhecidas para melhor entendimento do processo, bem como avaliar o procedimento da ICA no compressor hermético alternativo;
- c) Mitigar a influência das principais fontes na formação e construção do campo vibroacústico dos compressores herméticos alternativos, para tanto alia-se ao modelagem via elementos finitos.

1.3 Estrutura da Tese

Nesta tese propõe-se apresentar em oito capítulos o trabalho desenvolvido. O presente texto, capítulo I, apresenta a introdução, motivação e objetivos que orientam a tese. Em sequência, no capítulo II têm-se a revisão bibliográfica sobre compressores herméticos alternativos, e suas principais fontes de ruído. No capítulo III explica-se o procedimento e as características da análise de componentes independentes. Por sua vez, o capítulo IV expõe uma análise teórica da recuperação de fontes via metodologia da análise de componentes independentes. Dispõe-se no capítulo V a modelagem em elementos finitos do compressor. Apresentadas as ferramentas, retrata-se no capítulo VI o procedimento experimental utilizado no compressor hermético alternativo. As análises e resultados são apontados no capítulo VII. Por fim, denotam-se as conclusões e contribuições do trabalho no capítulo VIII, bem como as sugestões para trabalhos futuros.

CAPÍTULO II

RUÍDO EM COMPRESORES HERMÉTICOS ALTERNATIVOS

A compreensão dos princípios de funcionamento e relação entre os componentes de uma máquina são vitais para o entendimento, controle e redução das fontes de ruído. Assim, apresentam-se as características que diferenciam o compressor hermético alternativo em relação aos outros tipos de compressores. Em seguida, expõem-se os esforços e trabalhos desenvolvidos na mitigação das principais fontes de ruído e caminhos de transmissão dessas máquinas.

2.1. Compressores Herméticos Alternativos

Há dois tipos básicos de compressores: deslocamento positivo e dinâmico. Compressores de deslocamento positivo aumentam a pressão do gás pela redução do volume na câmara de compressão através do trabalho aplicado no mecanismo de compressão. Compressores dinâmicos aumentam a pressão do gás pela transferência contínua de momento angular dos componentes rotacionais para o gás, este processo é seguido pela conversão do momento em aumento de pressão (CROCKER, 2007).

Compressores de deslocamento positivo são normalmente usados em equipamentos que requerem baixa taxa de fluxo volumétrico, por exemplo, refrigeradores residenciais ou ar condicionado. Aplicações com maiores capacidades de taxa de fluxo, as válvulas, as

retentoras, a fricção mecânica e os efeitos de fluxo rapidamente reduzem a eficiência impedindo o seu uso e viabilizando os compressores dinâmicos.

Os mecanismos de compressão, nos compressores de deslocamento positivo, subdividem em vários grupos. Por exemplo, os alternativos aumentam a pressão do fluido através do mecanismo pistão, biela e manivela, semelhante ao presente no motor de combustão interna. Por sua vez, os rotativos possuem um sistema baseado em um eixo excêntrico para redução de volume na câmara de compressão.

Conforme a disposição da fonte motora os compressores podem ser classificados como abertos, herméticos e semi-herméticos. Nos compressores abertos a fonte fica externa à carcaça do mecanismo de compressão, pois viabiliza a dissipação de calor e, portanto, são utilizados em sistemas com elevadas capacidades de refrigeração. Quando a fonte motora e mecanismo de compressão são montados e enclausurados na mesma carcaça, configura-se a montagem do tipo hermético e possuem como vantagem as pequenas dimensões, sendo bastante utilizado em aplicações domésticas e comerciais leves. Por fim, os compressores semi-herméticos possuem a fonte montada em conjunto com o mecanismo, porém a carcaça possibilita a desmontagem para acesso interno (Brancher, 2013).

Ademais, os principais componentes dos compressores herméticos alternativos são representados na Fig. 2.1.

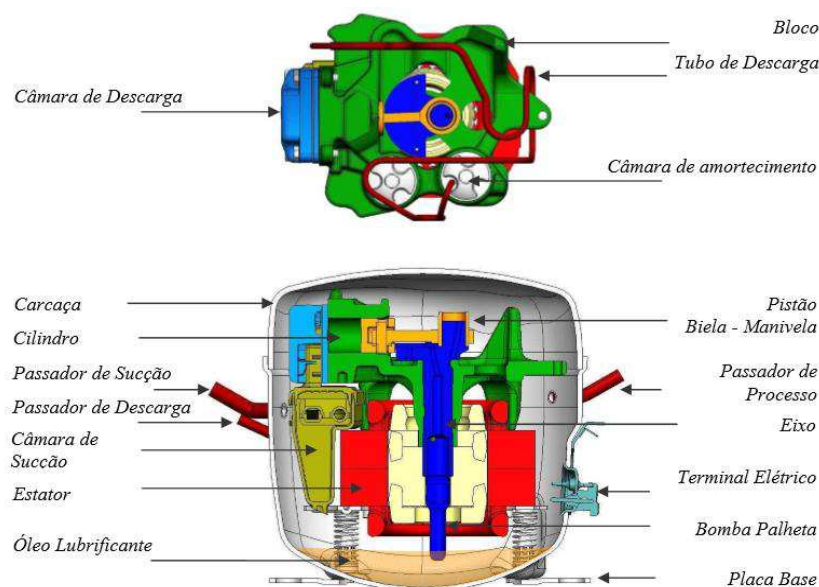


Figura 2.1 – Principais componentes do compressor hermético alternativo (PIZARRO, 2007).

O mecanismo biela manivela responsável pela variação da posição de ponto morto inferior (PMI) a ponto morto superior (PMS) do pistão no interior do cilindro é conectado via eixo excêntrico ao motor elétrico. O rotor e eixo excêntrico são montados com ajuste de interferência e o estator encontra-se conectado a molas de suspensão, que por sua vez fazem a ligação com a carcaça. O fluido refrigerante, em baixa pressão, é admitido via canal de sucção na câmara de sucção. Conforme o eixo rotaciona e o pistão movimenta-se do PMS para o PMI, o fluido refrigerante adentra no interior da região delimitada pelo pistão, cilindro e válvula de sucção, esta última acionada mecanicamente pela diferença de pressão presente entre o cilindro e a câmara de sucção. Em sequência, o pistão altera seu sentido de deslocamento e move-se do PMI para o PMS aumentando a pressão do fluido, até que a pressão seja suficiente para ativar a válvula de descarga. O mecanismo de compressão com as posições do pistão e das válvulas de sucção e descarga são apresentados na Fig. 2.2.

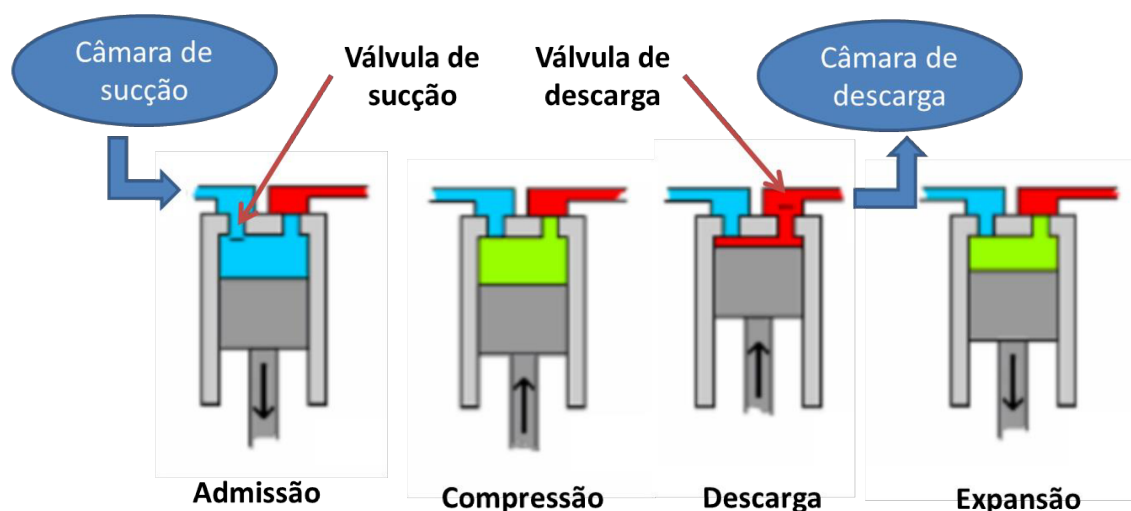


Figura 2.2 – Etapas do ciclo de compressão do compressor alternativo (Adaptada de SILVA, 2014).

Nota-se que o fluido comprimido desloca-se para a câmara de descarga, mas a descarga não é completa e parte do fluido fica retido no interior do cilindro. Pizarro (2007) expõe tal evento ao espaço devido ajuste de montagem e acomodações das válvulas. Em sequência o fluido parte da câmara de descarga para a câmara de amortecimento (mufla), onde se realiza uma filtragem acústica antes do fluido comprimido percorrer o tubo de descarga e por sequência o canal de descarga.

O conjunto dos componentes mecânicos e elétricos comumente é conhecido como *kit* ou conjunto interno, e a lubrificação do sistema é dado pela bomba palheta, usualmente conhecida como pescador, que se localiza na parte inferior do eixo próximo ao reservatório do óleo lubrificante. O conjunto eixo e bomba de palheta são apresentados na Fig. 2.3



Figura 2.3 – Conjunto eixo e bomba de palheta (PIZARRO, 2007).

Pizarro (2007) expõe que o lubrificante, além de lubrificar os componentes, reduz o vazamento de gás entre o cilindro e o pistão, previne contra corrosão e desgaste das partes metálicas, reduz o acúmulo de contaminantes, amortece os impactos entre os componentes e equaliza o campo de temperaturas do compressor.

2.2. Principais Fontes de Ruído e Caminhos de Transmissão

Devido a relação existente entre os diversos componentes do compressor hermético alternativo várias fontes de ruído foram investigadas ao longo de anos de estudos que visaram melhorar seu desempenho. Ramani et al. (1994) explana que até 1970 as tecnologias e pesquisas visavam reduzir o peso dos compressores, em contrapartida estes eram bastante ruidosos. Ademais, conforme exposto por Kim; Cho; Chou (2000) o ruído e a vibração são dois fatores que mais afetam a percepção humana. Assim, a partir da década de 70 as pesquisas iniciaram buscas por compressores mais silenciosos.

Ingalls (1972) apresenta em seu trabalho um estudo do ruído radiado por compressores herméticos. Ele avalia que o ruído é subdividido em dois grupos: radiado pelo movimento de corpo sólido e radiado pela deformação da carcaça. A Fig. 2.4 ilustra os deslocamentos da carcaça para os grupos descritos.

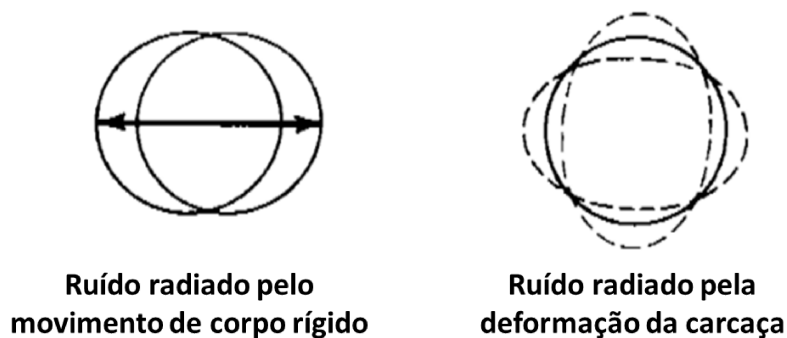


Figura 2.4 – Grupos de radiação de ruído da carcaça (Adaptada de INGALLS, 1972).

O primeiro grupo de geração de ruído é predominante nas frequências abaixo de 500 Hz e apresenta contribuições no ruído total, principalmente quando a frequência de operação e seus múltiplos harmônicos coincidem com a frequência natural da carcaça, cavidade e *kit*. Já o segundo grupo influencia de modo mais crítico no ruído total, pois é função da deformação da carcaça, onde compressores de grande porte possuem frequências próximas 630 Hz, ao passo que pequeno porte atuam nas frequências próximas de 2000 Hz. Ainda, experimenta a influência do fluido nos modos de vibrar da carcaça e expõe que fluidos mais densos deslocam as frequências naturais para valores menores, e o aumento da pressão interna desloca as frequências naturais para valores superiores.

Tojo (1980), observa que os compressores herméticos alternativos possuem dois caminhos de transmissão de energia: aéreo (cavidade acústica) e estrutural (molas de suspensão e tubo de descarga). O pesquisador nota que o compressor possui frequências críticas em 500 e 2000 Hz, as quais corroboram as investigações de Ingalls (1972), e propõem mudanças na carcaça e formato do tubo de descarga. Ao final, obtém redução de 10 dB no ruído emitido pelo compressor, conforme exposto na Fig. 2.5.

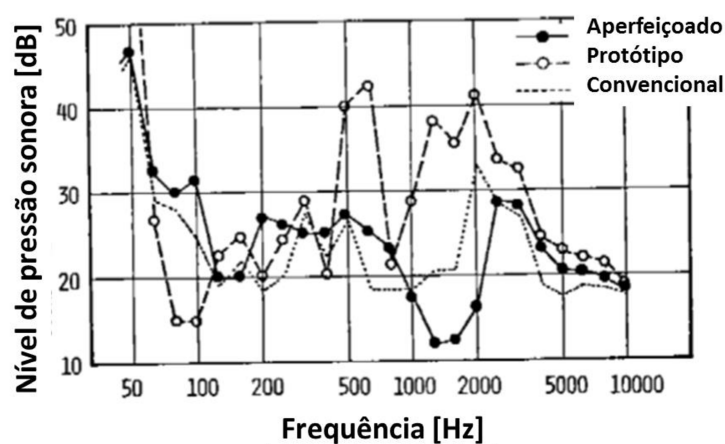


Figura 2.5 – Ruído gerado pelo compressor hermético alternativo antes e após melhorias (Adaptada de TOJO, 1980).

Sangoi (1983) desenvolve um estudo de identificação das principais fontes de ruído e caminho de transmissão de ruído no compressor alternativo hermético. Segundo o pesquisador, as forças de desbalanceamento dinâmico da máquina são responsáveis pelos ruídos em baixas frequências, abaixo de 125 Hz, e observa que a posição de fixação das molas de suspensão não é a mais adequada e avalia outro ponto de interesse, apesar da minimização dos níveis de vibração a contribuição no ruído gerado pelo compressor não apresenta ganhos sensíveis ao ouvido humano. Em sequência, Sangoi verifica o tubo de descarga e cavidade acústica, e aponta estes como mecanismos de transmissão de energia das fontes para a carcaça, ademais alerta que as molas de suspensão também são meios de transmissão (BASTOS, 1983 apud SANGOI, 1983). Por fim, avalia a irradiação acústica da carcaça e nota que maior rigidez na superfície lateral norteia em reduções da ordem de 5 dB.

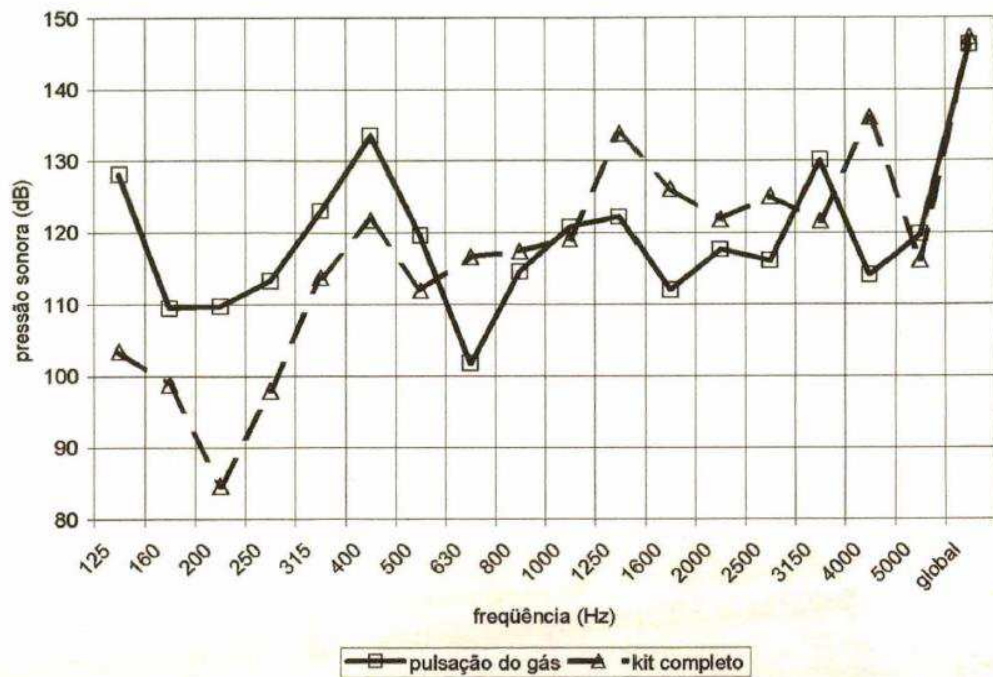
No final da década de 80, Singh e Tavakoli (1988), determina as frequências naturais da carcaça do compressor via modelo matemático baseado em espaço de estados. Uma vez validado seu modelo com valores experimentais, analisam a mudança na curvatura da carcaça e verificam que a rigidez da carcaça aumenta na presença de curvaturas maiores. Tal observação reflete no aumento da frequência natural da carcaça, a qual é de interesse quando se deseja modificar, ou minimizar, a coincidência dos modos de vibração com as excitações provocadas pelas componentes mecânicos e elétricos.

Além das técnicas experimentais e analíticas, pesquisadores como Kelly e Knight (1992) e Ramani et al. (1994) implementaram via métodos dos elementos finitos (MEF) um modelo do compressor para predição do ruído. Dentre as principais conclusões destacam-se: o modelo inicial passou por várias adaptações até a validação com dados experimentais; o modelo da carcaça é sensível a variações na geometria, representação do cordão de solda e alocação das massas locais; a espessura da carcaça e tensões residuais pouco influenciam no ruído irradiado da carcaça; devido a simplificações no modelo haverá diferenças entre os parâmetros simulados e os reais, entretanto é possível realizar a predição do ruído.

A necessidade por modelos mais completos, envolvendo caminhos de transmissão desconhecidos foram avaliados no trabalho de Biscaldi, Faraon e Sarti (1998). O modelo proposto engloba a junção de duas metodologias: MEF e método dos elementos de contorno (MEC). A primeira é responsável pelo acoplamento estrutural e cavidade acústica do compressor, possibilitando uma predição mais coerente da vibração da carcaça, em sequência a radiação sonora é analisado pelo MEC. Além disto, os autores notaram e modelaram a influência do reservatório de óleo nos modos de vibrar do conjunto. Por fim, concluem que a presença do óleo aumenta a densidade modal do compressor e representa um caminho de transmissão, e propõem um novo modelo de carcaça que resulta em uma redução sonora de 2 dB.

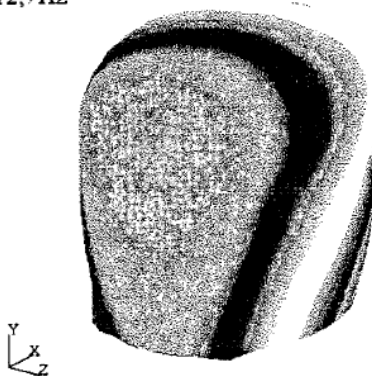
Diesel (2000) explana a cavidade acústica como meio de transmissão de ruído e avalia sua modelagem via MEF e análise estatística energética, bem como a contribuição de diversas fontes e superfícies na transmissão de ruído para a carcaça. Segundo o autor, o estator, frente ao bloco e à tampa do cilindro, apresenta a maior contribuição na irradiação da superfície do *kit* e a pulsação do gás apresenta maiores contribuições nas frequências menores que 500 Hz, destaca-se que os modos de vibrar da cavidade acústica encontram-se próximos a esta frequência (para o fluido R134a). Na Fig. 2.6 apresentam-se o nível de

pressão sonora (NPS) tendo como fontes de excitação a pulsação do gás e a irradiação do *kit* completo, bem como os dois primeiros modos de vibrar da cavidade acústica.

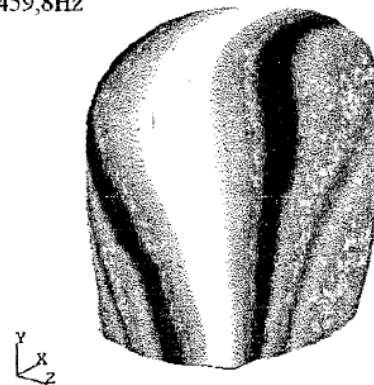


a – Nível de pressão sonora na cavidade

primeiro modo
412,7Hz



segundo modo
459,8Hz



b – Modos de vibrar da cavidade para o R134a.

Figura 2.6 – Nível de pressão sonora na cavidade tendo como fontes de excitação a pulsação do gás e a irradiação do *kit* completo e os dois primeiros modos de vibrar da cavidade (DIESEL, 2000).

Em sequência, Diesel (2000), verifica a influência das características do fluido na cavidade e transmissão para a carcaça, em resumo, conclui-se que o aumento da densidade contribui no aumento do nível de energia sonora da cavidade e, por conseguinte, aumento no nível de velocidade da carcaça, e o aumento na velocidade do som desloca as frequências naturais para valores maiores.

O trabalho elaborado por Carmo (2001) reafirma a influência do óleo nos modos de vibrar da carcaça, onde no MEF o óleo é modelado via acoplamento de uma matriz de massa. A adição do óleo representa melhores resultados na comparação numérica e experimental da função resposta de transferência (FRF) entre vários pontos do compressor, na Fig. 2.7 apresenta-se o efeito do óleo na FRF pontual no fundo da carcaça.

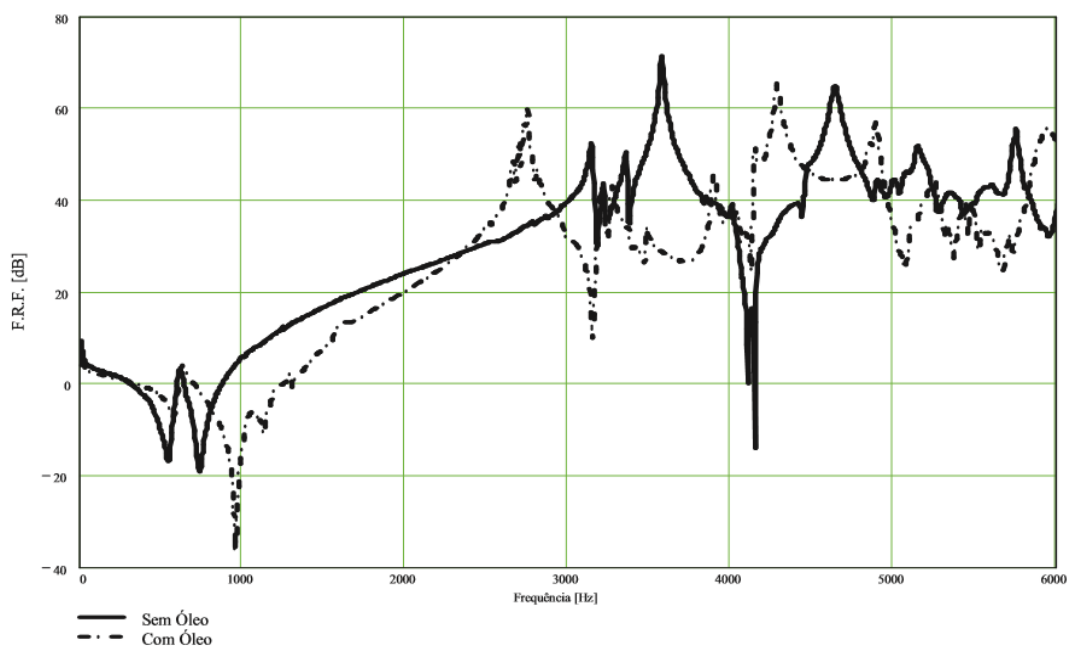


Figura 2.7 – FRF pontual do fundo da carcaça na presença e ausência do óleo (CARMO, 2001).

O autor avalia o fluxo de energia vibratória do *kit* para a carcaça via molas de suspensão, e observa que as maiores contribuições ocorrem nas bandas de 400, 500 800, 1250 e acima de 4000 *Hz*, devidas majoritariamente às forças transversais. Ao final, verifica mudanças, totais e específicas, na espessura da carcaça e destaca que diferentes ganhos são obtidos em cada situação, algumas até aumentam o ruído.

Os trabalhos elaborados por Mattos (2000) e posteriormente Rovaris (2004) destacam-se na análise numérica do comportamento dinâmico das válvulas do tipo palheta em compressores herméticos alternativos. Os autores avaliam a influência do escoamento e a pressão no cilindro para visualizar o momento de abertura das válvulas de sucção e descarga em função da posição angular. Dentre as observações listam-se: a pressão durante o processo de compressão possui dois picos, o primeiro ocorre devido a força necessária para romper a película de óleo lubrificante entre a válvula de descarga e o assento, enquanto o segundo pico justifica-se pelo escoamento que passa através da válvula; ainda estes apontam que a válvula de descarga inicia sua abertura no instante do primeiro ciclo e só quando possui deslocamento máximo que a pressão inicia o seu decaimento. A dinâmica das válvulas de sucção e descarga em função da pressão dentro da câmara são expressas na Fig. 2.8.

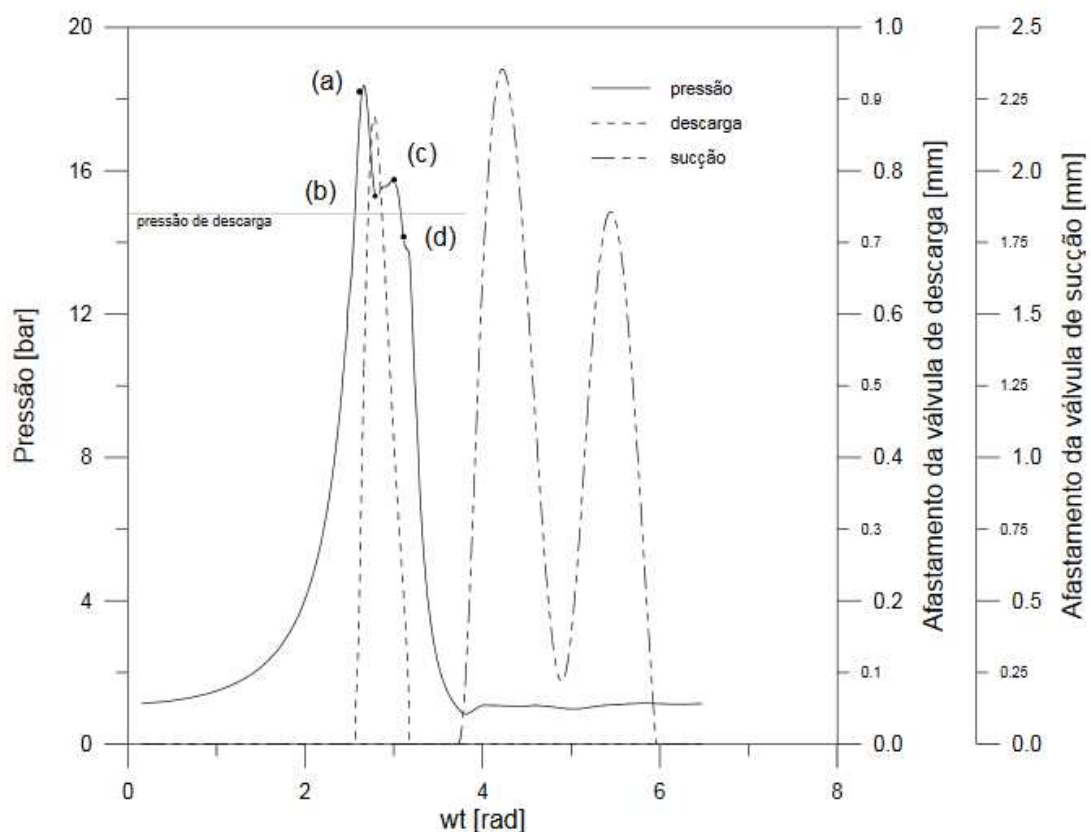


Figura 2.8 – Dinâmica das válvulas de sucção e descarga em função da pressão dentro da câmara de compressão (ROVARIS, 2004).

A variação da válvula de sucção é discutida por Pereira (2006), o qual atribui o movimento oscilatório desta pela diferença de pressão entre o cilindro e a câmara de sucção. A pressão no interior do cilindro varia segundo as relações cinemáticas do mecanismo pistão, biela, manivela e eixo, e a pressão na câmara de sucção é função da dinâmica do gás e apresenta-se na forma de pulsação. Segundo os dados do pesquisador, a válvula de sucção apresenta sua primeira abertura devido a elevada diferença de pressão, em sequência o sistema, devido ao enchimento do cilindro, diminui a diferença de pressão e a válvula inicia o fechamento, entretanto a diferença de pressão aumenta novamente o que acarreta em outro momento de abertura da válvula e preenchimento da pressão no interior do cilindro. As variações da válvula de sucção e diferença de pressão são descritas na Fig. 2.9.

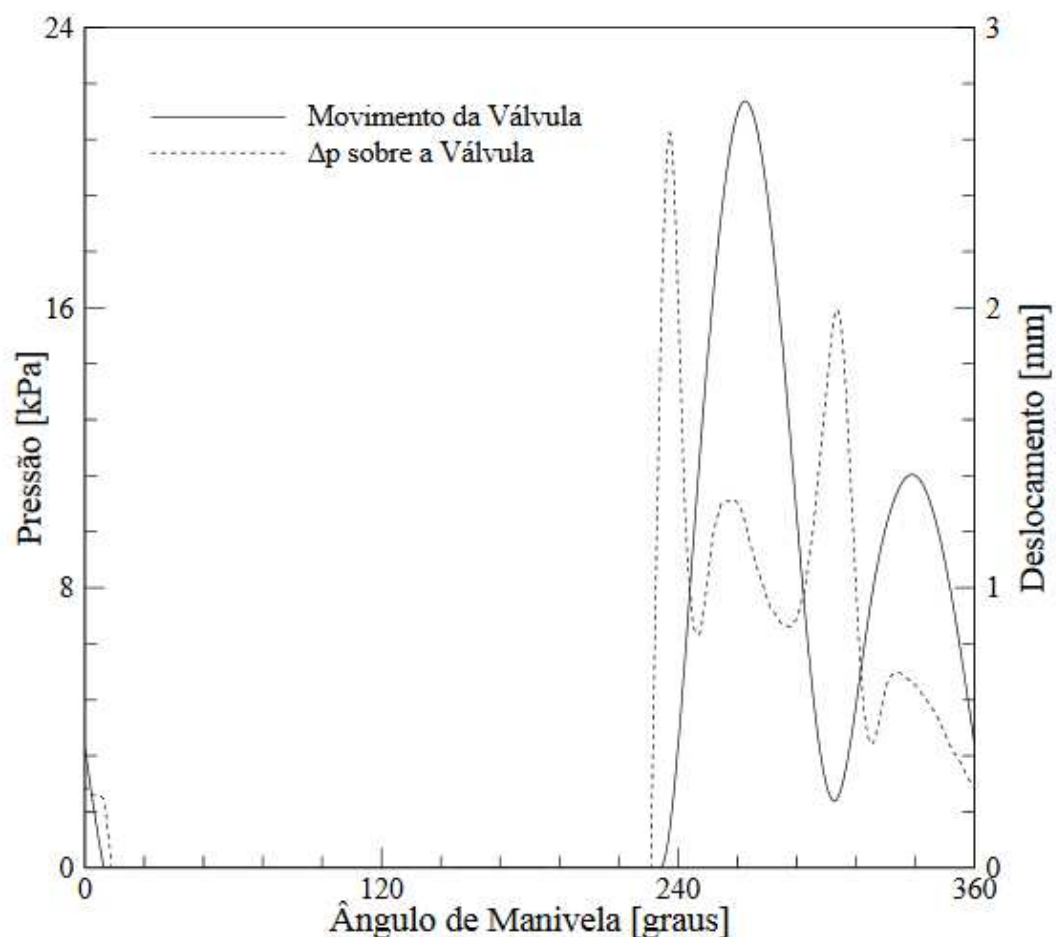


Figura 2.9 – Variação da abertura da válvula de sucção e diferença de pressão entre cilindro e câmara de sucção (PEREIRA, 2006).

Nunes (2005) propõe avaliar o campo sonoro gerado pelo compressor hermético a partir dos principais modos de vibrar do mesmo. Após uma investigação numérica experimental observa-se que o *kit* e suspensão interna apresentam modos de vibrar nas frequências entre 3 a 9 Hz, enquanto a carcaça possui modos de vibrar próximos a frequência de 2500 Hz. Desta forma, realiza uma análise comparativa de dois modelos de carcaça: um com espessura do projeto original e outro com anel de reforço em sua lateral. Este anel objetiva minimizar as maiores deformações observadas pelos modos de vibrar da carcaça. Após predição via MEF nota-se redução de 2,5 dB(A), e verifica-se 1,8 dB(A) na análise experimental. A Fig. 2.10 apresenta o espectro de frequência, em bandas de 1/3 de oitava, do nível de potência sonora (NWS) irradiada pelos compressores com e sem reforço estrutural, excitados por uma força unitária na conexão do tubo de descarga com a carcaça.

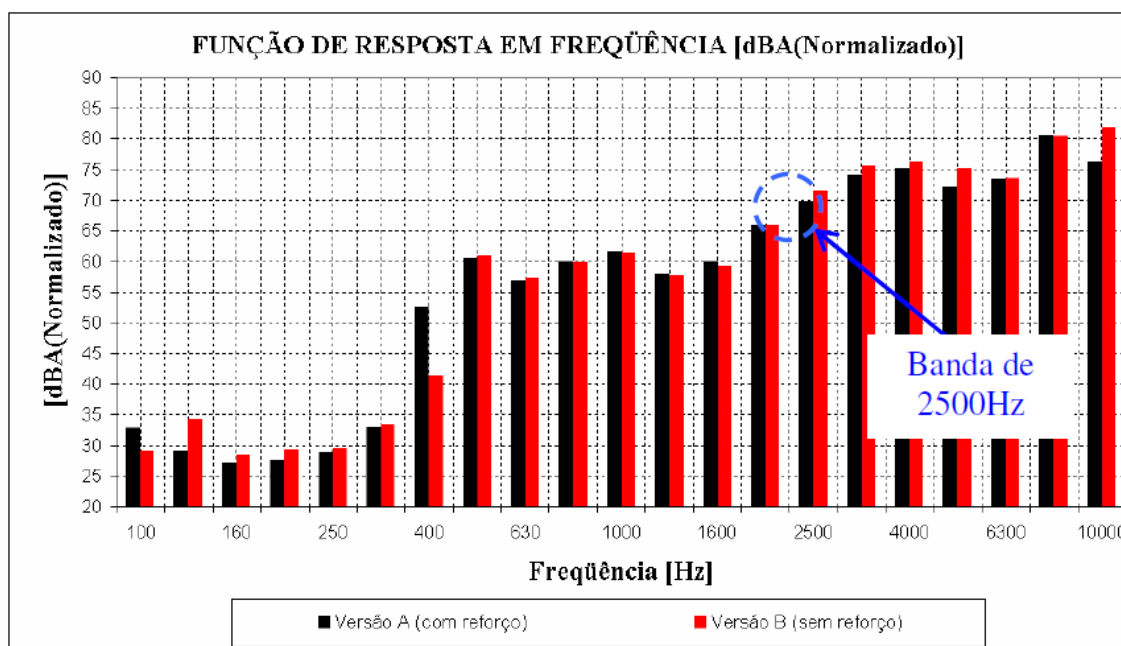


Figura 2.10 – Espectro de frequência da potência sonora irradiada pelos compressores (NUNES, 2005).

O conhecimento dos modos de vibrar da carcaça e demais componentes do compressor possibilitaram avanços na redução do ruído radiado. Entretanto, a necessidade pelo conhecimento das forças excitadoras auxiliam na compreensão das principais fontes, que por sua vez permite avaliar a influência destas no campo sonoro. Rodrigues (2003) e Fulco (2008), motivados pela busca e conhecimento do mecanismo de compressão do fluido, estudaram os esforços dinâmicos transmitidos do conjunto pistão e eixo ao bloco dos

compressores herméticos alternativos. Através das relações cinemáticas, dinâmicas entre os elementos e força de compressão do gás, os autores verificam que a influência do filme de óleo nos mancais superior e inferior contribuem nas órbitas desenvolvidas do eixo, mas exercem pouca influência nos esforços transmitidos. Destaca-se que toda análise parte da aquisição da pressão na câmara de compressão durante o ciclo de operação. A resposta no domínio do tempo, do espectro e em 1/3 de oitava da pressão utilizada por Rodrigues é apresentada na Fig. 2.11.

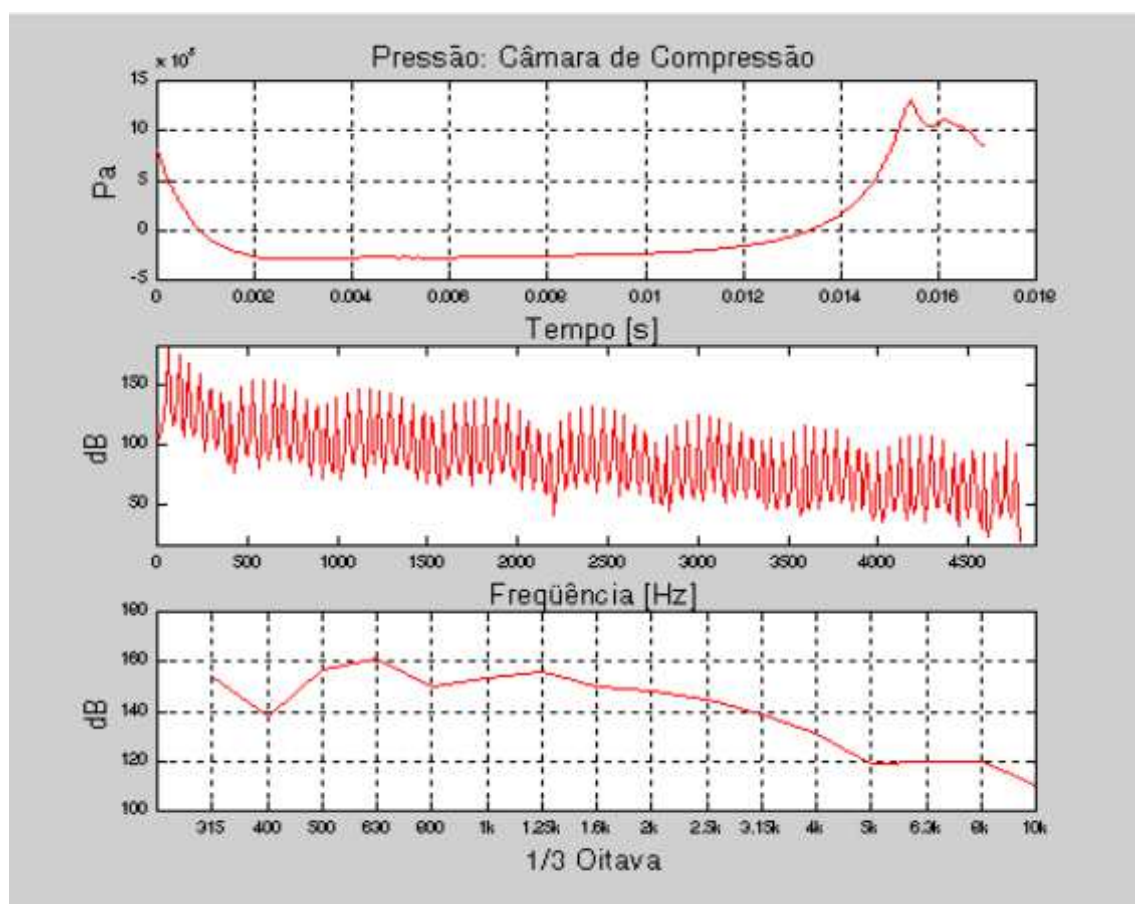
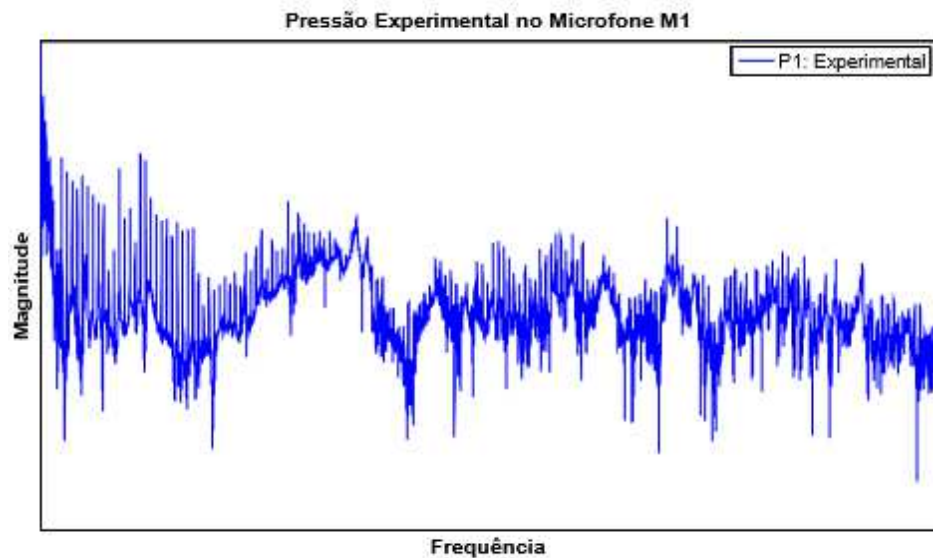


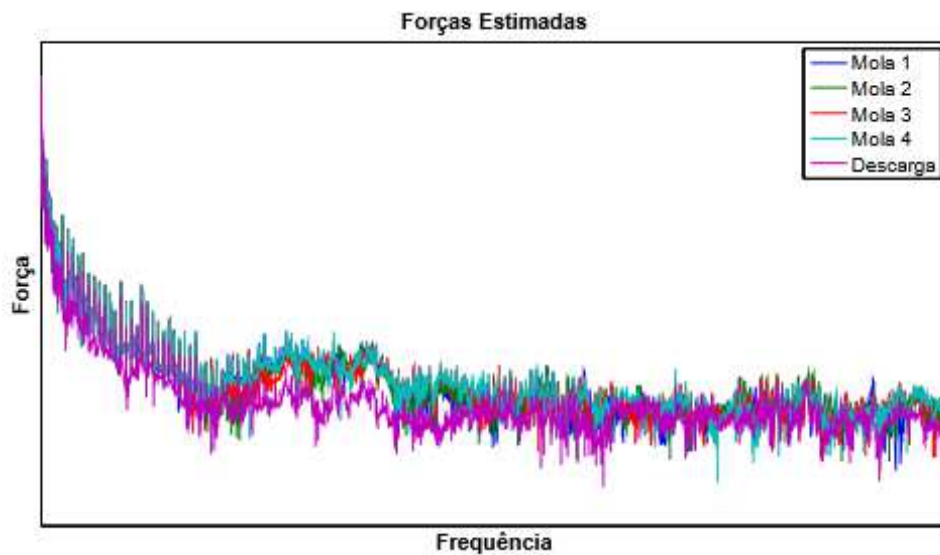
Figura 2.11 – Variação da pressão na câmara de compressão (RODRIGUES, 2003).

Apesar das contribuições desses autores na análise dos esforços do mecanismo de compressão, Rodrigues (2003) nota, ao realizar uma análise comparativa dos seus resultados com valores experimentais, a presença de erros significativos inerentes ao modelo. Neste sentido, Nuñez et al. (2010) explanam uma metodologia híbrida (numérica – MEF e MEC – e experimental) para estimação das forças estruturais (tubo de descarga e

molares de suspensão). Para tanto, mensuram o NPS e estimam as forças via função de transferência (calculada no modelo numérico). Na Fig. 2.12 apresentam-se o NPS medido por um microfone e as forças estimadas pela metodologia, os valores são omitidos pelo autor devido aos segredos industriais.



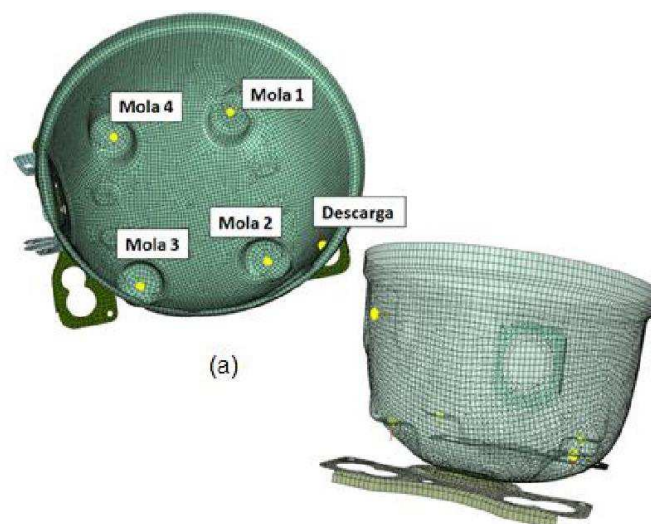
a – NPS medido por um microfone



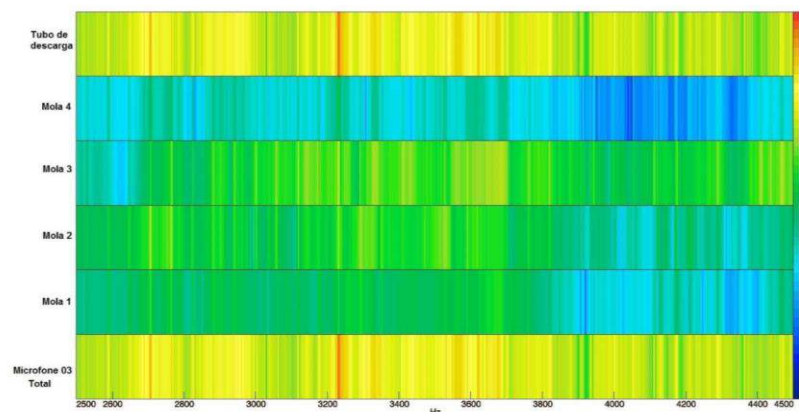
b – Forças estimadas via metodologia híbrida

Figura 2.12 – NPS medido por um microfone e as forças estimadas via metodologia híbrida (NUÑEZ et al., 2010).

Na mesma linha de pesquisa Silva (2014) propõe uma metodologia através da técnica do vetor de transferência acústica, que estabelece uma relação linear entre a velocidade normal da carcaça com o NPS. A autora destaca que a vantagem do método aplicado, frente às técnicas clássicas de predição do ruído, é o menor custo computacional. Ainda, expõe que uma vez estimados os parâmetros da sua técnica, os mesmos podem ser reaproveitados para predições do ruído gerado, desde que não tenham mudanças na geometria da carcaça. Ao final, avalia o NPS do compressor para duas espessuras de carcaça e verifica maiores NPS para o compressor de menor espessura. Além disto, a autora conclui que o tubo de descarga possui a maior contribuição no ruído gerado, e em sequência a mola 3. A Fig. 2.13 ilustra a posição da mola 3, bem como a contribuição dos caminhos de transferência para o NPS.



a – Posição da mola 3.



b – Contribuição dos caminhos de transferência para o NPS.

Figura 2.13 – Posição da mola 3 e contribuição dos caminhos de transferência para o NPS (SILVA, 2014).

Referente à contribuição do tubo de descarga relatada por Silva (2014), Neto (2013) discute a geometria deste elemento na propagação e minimização do ruído gerado pelos compressores herméticos alternativos. O autor realiza uma otimização geométrica da disposição do tubo de descarga via algoritmo genéticos suportados pelo MEF e um programa de verificação dos limites de tolerância, dentre as conclusões destacam-se: a mudança da geometria implica na mudança das regiões da frequência natural, pois para o modelo otimizado e não otimizado a velocidade média quadrática para a faixa de 2 a 8 *kHz* apresentam pouca diferença; a mola envolvente ao tubo de descarga modifica horizontalmente as frequência do tubo nas frequência abaixo de 400 *Hz*, já para as frequências superiores a 400 *Hz* há redução das amplitudes e, portanto, a mola adiciona efeitos de massa e amortecimento; e a otimização do problema atinge reduções da ordem de 50 dB no nível de velocidade média quadrática, dependendo da faixa de frequência desejada, conforme Fig. 2.14.

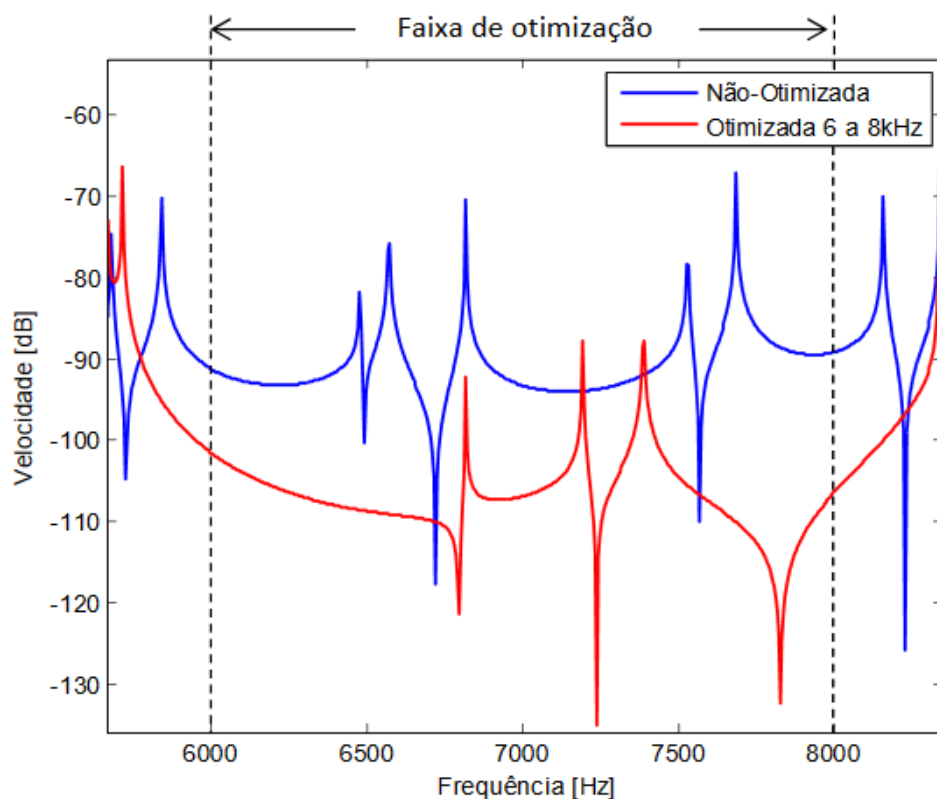


Figura 2.14 – Comparativo das velocidades para o tubo de descarga otimizada e não otimizado (NETO, 2013).

Martins (2013) aborda o problema de transmissão do tudo de descarga de modo diferente, e avalia em seu trabalho os efeitos da substituição do material padrão, aço cobreado, por um polimérico e verifica uma redução média de 17 dB no nível de potência radiada da carcaça, apesar da redução expressiva o autor atenta à presença de níveis superiores em algumas faixas de frequência, bem como a modelagem envolvendo apenas o tubo de descarga e carcaça. Além disto, observa-se que a pressão interna no tubo de descarga diminui para as frequências naturais de flexão até o limite de flambagem, enquanto a pressão externa aplicada ao tubo aumenta as frequências naturais de flexão. Ressalta-se que tais resultados são mais pronunciados nas baixas frequências, enquanto que para os modos superiores encontra-se pouca influência da pressão nos modos de vibrar.

Paiotti (2002) e Neto (2015) propõem um estudo das contribuições das forças magnéticas, oriundas do motor elétrico, no comportamento vibroacústico de um compressor alternativo. Segundo os autores as forças magnéticas causam vibrações no rotor e estator, que por sua vez transmitem energia à carcaça via molas de suspensão e tubo de descarga, a Fig. 2.15 expressa as forças magnéticas no domínio espectral, as quais dependem de suas frequências fundamentais e harmônicos.

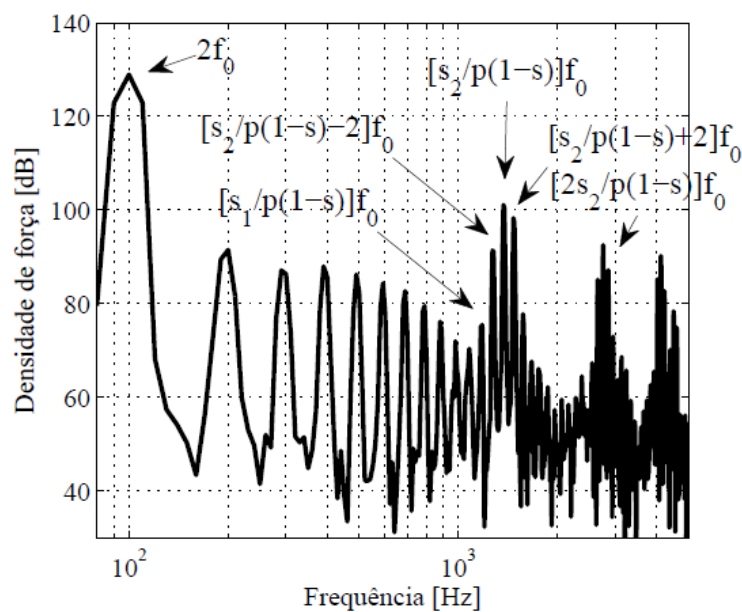


Figura 2.15 – Forças magnéticas no domínio espectral em função da frequência da fonte elétrica (f_0), escorregamento (s), pares de pólos (p), número de ranhuras no estator (s_1) e número de ranhuras no rotor (s_2) (NETO, 2015).

Neto (2015) apoiado por técnicas analíticas, numéricas (MEF e MEC) e experimentais, propõem uma análise comparativa do efeito destas forças com as forças de compressão do gás no conjunto interno e na carcaça. Nas frequências associadas à interação dos campos magnéticos do estator e do rotor, observa-se que a negligência das forças magnéticas resulta em um erro de 3 dB no nível de velocidade estimada na carcaça. Na Fig. 2.16 apresenta-se o deslocamento da carcaça para a frequência de 1650 Hz submetida às combinações entre esforços magnéticos e compressão do gás. Atenta-se que nesta frequência há presença das forças magnéticas.

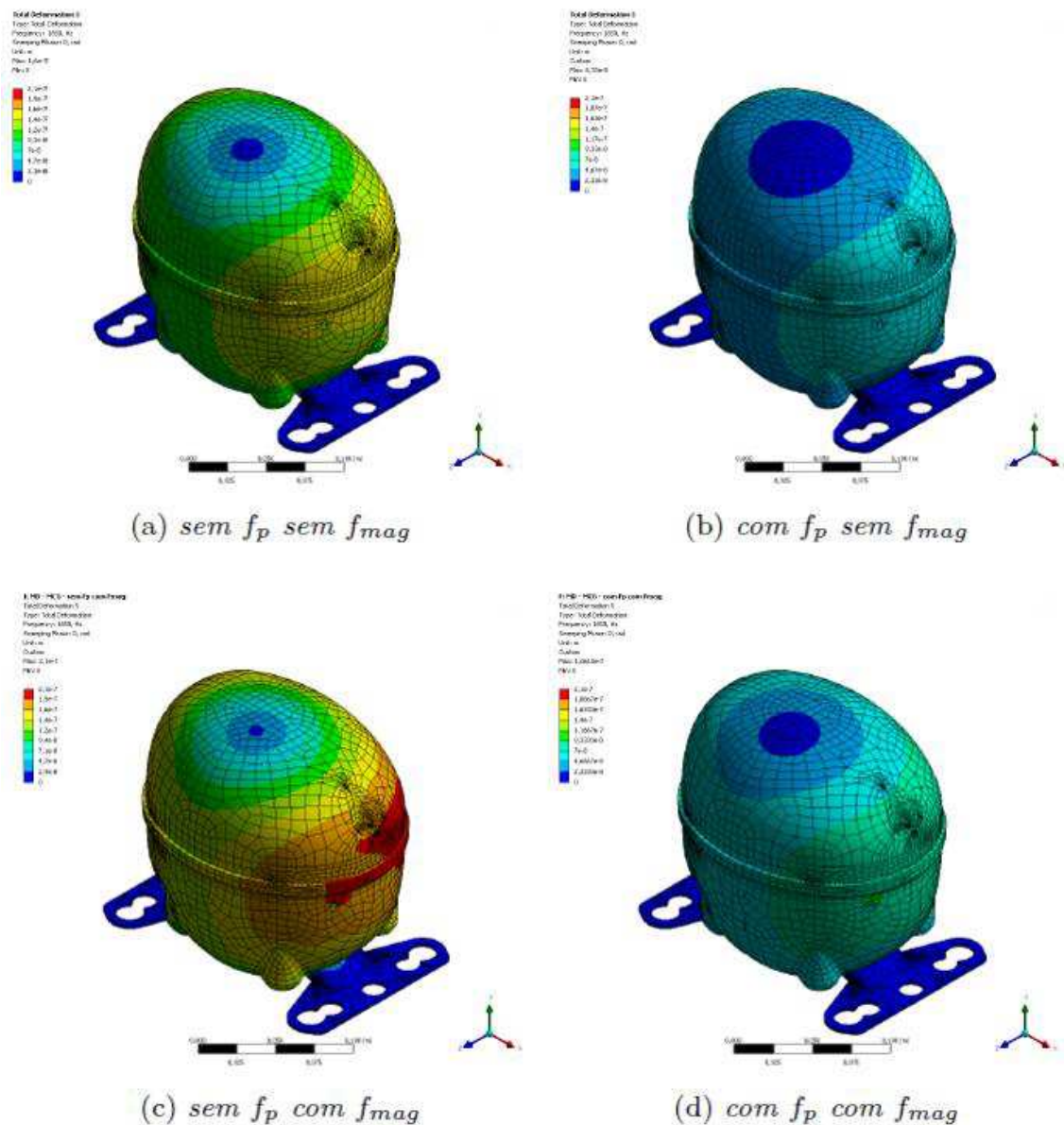


Figura 2.16 – Deslocamento da carcaça do compressor sobre efeito das forças magnética (f_{mag}) e compressão de gás (f_p) (NETO, 2015).

Fundamentado nos trabalhos e pesquisas desenvolvidas no tópico dos compressores herméticos alternativos, pode-se dividir o sistema, na ótica da geração de ruído, em três grupos:

a) Fontes de ruído

- Forças magnéticas presentes no rotor e estator do motor elétrico, estas são geradas devido ao fluxo magnético do motor elétrico;
- Forças de desbalanceamento inerentes ao mecanismo pistão, biela, manivela e eixo, as quais ocorrem devido ao processo de compressão do fluido por deslocamento volumétrico positivo;
- Abertura e impacto da válvula de descarga, gerada pela variação brusca de pressão no interior do cilindro;
- Pulsação do fluido na câmara de sucção, em paralelo a abertura e impacto da válvula de sucção; ocasionada pela diferença de pressão na câmara de sucção e interior do cilindro;

b) Caminhos de transmissão

- Molas de suspensão, realiza o acoplamento estrutural do conjunto interno à carcaça e, portanto, transmite energia vibratória nesta mesma configuração;
- Tubo de descarga, caminho de propagação do fluido comprimido ao canal de descarga e vibrações do conjunto interno à carcaça;
- Cavidade acústica, conecta acusticamente o conjunto interno à carcaça;
- Óleo no fundo da carcaça, modifica o acoplamento estrutural e acústico entre molas de suspensão e cavidade acústica para a carcaça;

c) Irradiação sonora

- Conjunto interno ou *kit*, devido a sua geometria é fonte irradiadora de ruído e possui modos de vibrar nas baixas frequências;
- Carcaça do compressor hermético alternativo, elemento de casca fina que irradia ruído nas médias frequências em função das excitações recebidas via caminhos de transmissão de energia;

Por fim, resume-se, na Fig. 2.17, um diagrama envolvendo os três grupos supracitados e suas conexões até a geração de ruído pela carcaça.

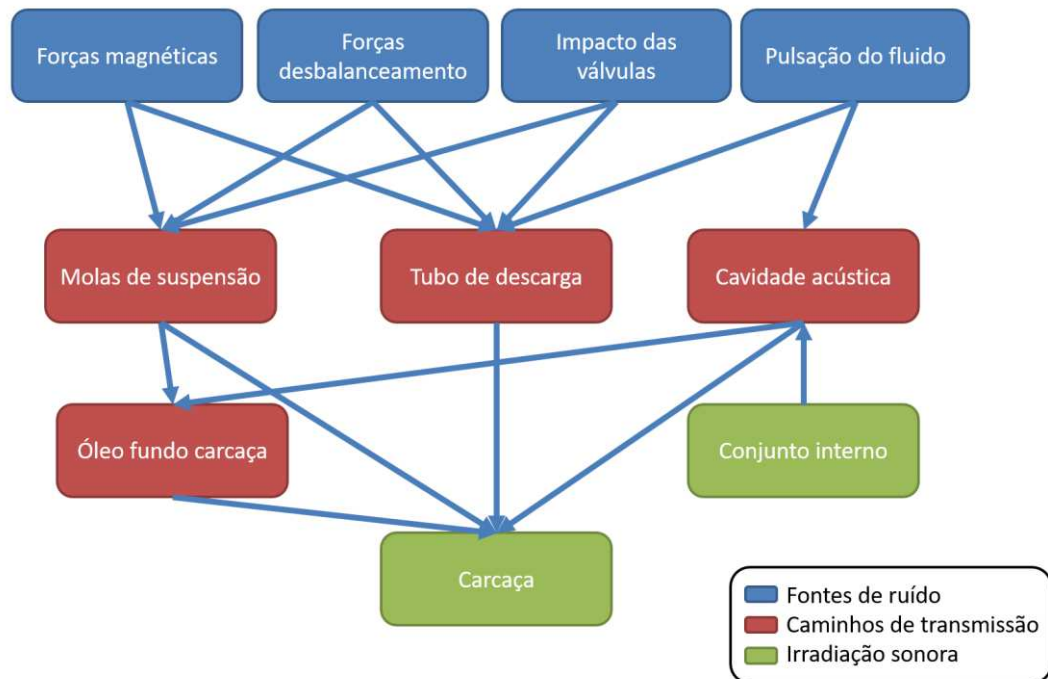


Figura 2.17 – Diagrama dos elementos principais na geração de ruído do compressor hermético alternativo.

CAPÍTULO III

ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES

O conhecimento das fontes e condições de vibração e ruído é sem dúvida um ponto fundamental no projeto de máquinas. Identificar as características dessas fontes e o caminho de transmissão, assim como estimar sua contribuição na resposta são essenciais na redução e controle de vibração e ruído.

Na prática transdutores de vibração e pressão sonora são usados para coletar informações do campo vibroacústico das máquinas. Porém os dados adquiridos constituem de uma mistura entre as várias fontes e caminhos de transmissão. Ademais, pouca ou nenhuma informação tem-se sobre as fontes e como foram misturadas.

Hyvärinen et al. (2001) apresenta o *Cocktail Party* como exemplo clássico, onde várias fontes estão presentes em um ambiente e o problema resume-se na separação de cada uma dessas fontes, com base apenas nos sinais adquiridos pelos sensores. Segundo o autor, o problema *Cocktail Party*, foi primeiramente mencionado Cherry (1953) apud Hyvärinen et al. (2001), no contexto da capacidade humana de reconhecimento de mensagens de voz. Desde então, muitos autores têm buscado novas formas de representar esse problema: Lee (1998) apud Moreto (2008), Ebata (2003) apud Moreto (2008) e Haykin (2005) apud Moreto (2008).

Por exemplo, em uma sala de aula, enquanto o professor ministra sua aula, coexistem o barulho de um avião, aparelho de televisão ligado, telefone tocando e cachorro latindo. A Fig. 3.1 ilustra tal situação.

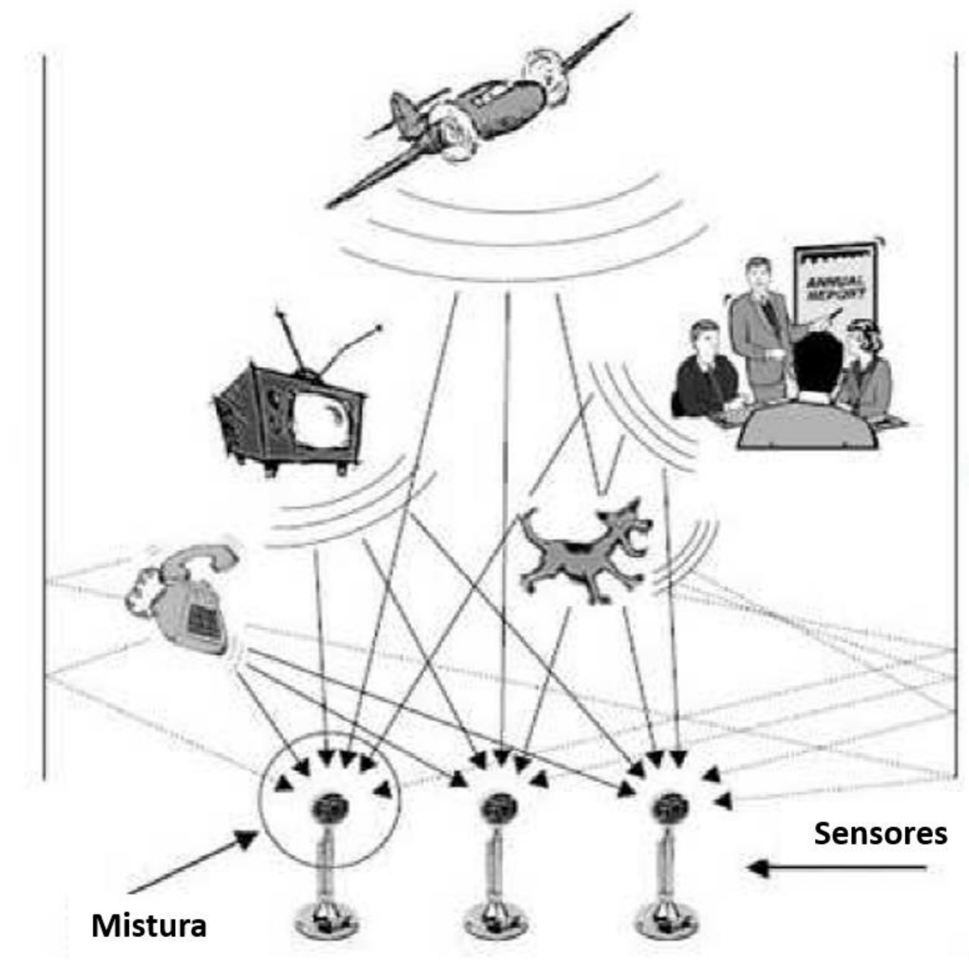


Figura 3.1 – Exemplo do *Cocktail Party* (Adaptada de ZUBEN; ATTUX, 2015).

No problema exposto, Fig. 3.1, deseja-se com base nos sinais adquiridos nos microfones, que são a misturas das várias fontes, estimar cada uma das fontes. Desse modo, pode-se conhecer ou filtrar em relação às outras fontes a aula ministrada, ou alguma outra fonte de interesse.

Métodos baseados na separação cega de fontes (*Blind Source Separation* - BSS) são aplicados na identificação de fontes. Lee et al. (2015) apresenta um estudo da recuperação de fontes num casco cilíndrico submarino. O autor lista sucessos da aplicação da técnica: controle de ruído (SIANO, 2012 apud LEE et al., 2015), monitoramento de sinais de vibração (POPESCU, 2010a; 2010b apud LEE et al., 2015), modos de vibração de uma estrutura (ZHOU; CHELIDZE, 2007 apud LEE et al., 2015) e parâmetros modais de uma estrutura (YU et al., 2014 apud LEE et al., 2015).

3.1 Problema de Separação Cega de Fontes

Diante de tal situação, o problema do conhecimento ou estimação das fontes sem informação referente às mesmas é conhecido como separação cega de fontes. Esquemáticamente, o problema é representado na Fig. 3.2.

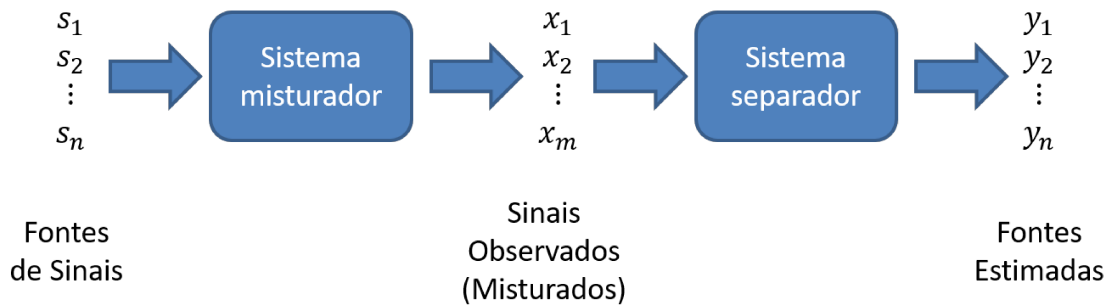


Figura 3.2 – Esquema do problema de separação de fontes.

O problema é composto por m sinais observados, que constituem o vetor $\mathbf{x}(t) = [x_1(t) \ x_2(t) \ \dots \ x_m(t)]^T$, n fontes de sinais, que formam o vetor $\mathbf{s}(t) = [s_1(t) \ s_2(t) \ \dots \ s_n(t)]^T$ e n sinais estimados, que estabelecem o vetor $\mathbf{y}(t) = [y_1(t) \ y_2(t) \ \dots \ y_n(t)]^T$, cujos dados destes vetores são observados ao longo do tempo t . O sistema misturador representa o processo de mistura das fontes e podem-se formular os sinais misturados pela Eq. (3.1).

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{F}(\mathbf{s}(t), \mathbf{s}(t-1), \dots, \mathbf{s}(t-k), \mathbf{n}(t)) \quad (3.1)$$

onde a função $\mathbf{F}(\cdot)$ caracteriza a influência do sistema misturador, cuja ação pode ser linear ou não-linear, k corresponde ao número de amostras atrasadas levadas em conta no processo de mistura, ou seja, diz respeito à memória associada ao sistema, e o vetor $\mathbf{n}(n)$ denota o ruído associado às próprias fontes (ruído de fonte) e/ou aos sensores (ruído de sensor).

Observa-se que a Eq. (3.1) traduz as mais adversas características de um processo de mistura: mistura linear ou não linear, mistura instantânea ou com memória e mistura com

ruído ou sem ruído. Os procedimentos de separação cega de fontes são, atualmente, incapazes de trabalhar com todos os efeitos listados, e, portanto a Eq. (3.1) possui caráter puramente didático (DUARTE, 2006 e SUYAMA, 2007). Entretanto, os procedimentos de separação cega de fontes existentes são aplicados a modelos simplificados, que consideram apenas algumas características. Dessa forma, apresentam-se as características que permitem simplificar o sistema misturador.

a) Sistemas lineares ou não lineares

Se a função $F(\cdot)$ atende ao princípio da superposição, conforme Eq. (3.2), o sistema é dito linear, se não é classificado como não linear

$$F(\alpha_1 s_1(t) + \alpha_2 s_2(t)) = \alpha_1 F(s_1(t)) + \alpha_2 F(s_2(t)) \quad (3.2)$$

onde α_1 e α_2 são constantes quaisquer e $s_1(t)$ e $s_2(t)$ são fontes de sinais no domínio do tempo.

b) Sistemas instantâneos e convolutivos

Caso os sinais observados representem uma mistura de amostras atuais e defasadas no tempo das fontes, o sistema misturador é classificado como convolutivo. Nas situações onde apenas as amostras atuais participam da mistura, diz-se que o sistema é instantâneo.

c) Número de fontes e de sensores

Na situação na qual o número de sensores é maior que o número de fontes ($m > n$), tem-se o chamado caso de mistura sobre-determinada. Analogamente, quando o número de sensores é inferior ao número de fontes ($m < n$) a mistura é considerada sub-determinada (KOFIDIS, 2001 apud DUARTE, 2006).

Dentre as combinações dos sistemas o mais simples é constituído pelo misturador linear, instantâneo e mesmo número de fontes e sensores. Dessa forma, o sistema misturador pode ser representado por uma matriz de mistura A de dimensão $(n \times n)$ e matematicamente expresso pela Eq. (3.3).

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) \quad (3.3)$$

Apesar da simplicidade do sistema misturador, este modelo é representativo de uma vasta quantidade de problemas de BSS (DUARTE, 2006). E, portanto, será usado para desenvolver o entendimento da solução do BSS.

Para simplificação de exposição do problema, consideram-se três fontes de sinais s_1 , s_2 e s_3 e três sinais observados x_1 , x_2 e x_3 , matricialmente pode-se formular a mistura dos sinais em Eq. (3.4).

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \\ s_3 \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

onde a_{ij} são os coeficientes da matriz de mistura A , que representam a mistura entre as fontes e os sensores. Nota-se que o método é denominado cego, pois se tem pouca ou nenhuma informação referente a matriz de mistura e/ou as fontes, portanto conhece-se apenas os sinais misturados adquiridos dos sensores.

O objetivo, desse modo, é determinar os coeficientes w_{ij} da matriz de separação W , que possibilitam a partir dos sinais misturados a construção dos sinais originais, ou três fontes estimadas y_1 , y_2 e y_3 conforme exemplo. A Eq. (3.5) apresenta matricialmente o problema.

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

Observa-se que, se a matriz de mistura A fosse conhecida, o problema se resumiria à solução do sistema de equações. No entanto, os valores da matriz devem ser estimados, o que torna o problema mais complicado e instigante.

3.2 Separação de Fontes Baseada na Independência

A problemática de estimar os coeficientes da matriz de separação w_{ij} é concebida em um conjunto de hipóteses sobre as fontes. Ressalta-se que apesar de nenhuma informação ser conhecida das fontes algumas considerações são tomadas para a solução do problema, a própria simplificação do modelo para linear, instantâneo e mesmo número de fonte e sensor é uma apreciação sobre o problema. Ademais, a consideração principal que auxilia no desenlace descrito é a independência entre as fontes. Duas fontes s_1 e s_2 são independentes, se conhecendo s_1 não se tem nenhuma informação referente a s_2 , ou seja, eventos originários de processos físicos diferentes. Matematicamente, a independência entre fontes é avaliada pela independência estatística, a qual é definida em termos da função densidade probabilidade, $p(\cdot)$. No qual as fontes (ou eventos) são independentes entre si se a relação da Eq. (3.6) é verdadeira.

$$p_{s_1, s_2, \dots, s_n}(s_1, s_2, \dots, s_n) = p_{s_1}(s_1)p_{s_2}(s_2) \dots p_n(s_n) \quad (3.6)$$

Isto é, a função densidade probabilidade conjunta representa o produto da função probabilidade marginal das fontes.

Desta forma, pode-se assumir que os coeficientes da matriz de mistura são diferentes o suficiente para que a matriz de mistura possua inversa e restitua a independência entre os sinais estimados, de tal modo que a matriz W seja a inversa da matriz A , e, por consequência, as fontes estimadas sejam semelhantes as fontes originais. Porém, Comon (1994) apud Suyama (2007) embasado no teorema de Darmois-Skitovich relata que é possível obter as componentes independentes de um sistema de mistura se no máximo uma fonte for gaussiana.

De fato, Hyvärinen et al. (2001) menciona que a maioria das variáveis que representam eventos reais são representadas pela distribuição super gaussiana. Ou seja, a função densidade probabilidade possui mais valores próximos a zero que a distribuição gaussiana. A Fig. 3.3 ilustra para efeito comparativo a função densidade probabilidade das distribuições citadas.

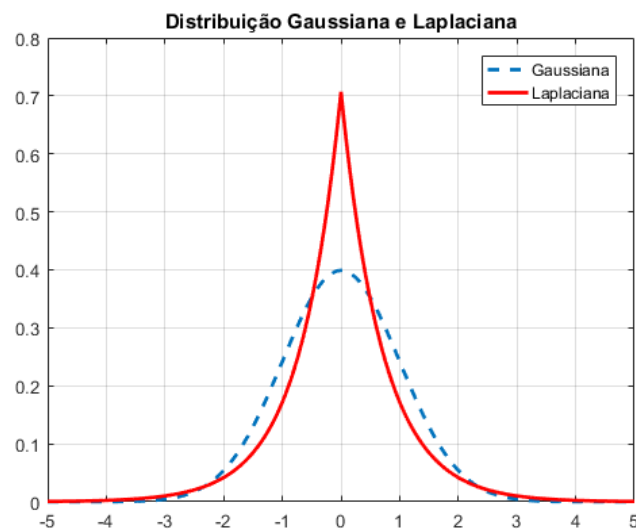


Figura 3.3 – Função densidade probabilidade da distribuição gaussiana e super gaussiana (laplaciana).

Verifica-se na Fig. 3.3 que a função Laplaciana é usada para representar uma distribuição super gaussiana, cuja curva possui pico maior em zero. Ambas as distribuições são expostas para média zero e variância unitária.

Por fim, o problema de separação de fontes cegas baseado na independência entre as fontes, restringindo a no máximo uma fonte gaussiana, é denominado como análise de componentes independentes (*Indepent Component Analysis* - ICA). Hyvärine et al. (2001) evidencia que em situação práticas, não são estimadas componentes totalmente independentes, mas podem-se encontrar componentes que são as mais independentes o possível.

3.3 História e Aplicações da Análise de Componentes Independentes

Análise de componentes independentes, método de BSS, historicamente foi introduzido, em meados de 1980, pelos franceses Hérault, Jutten e Ans e aplicado por Jutten em 1982 no cenário da neurofisiologia, onde avaliou a contração muscular em dois pontos distintos (dois sensores) devido à posição e velocidade angular do movimento (duas fontes) (HÉRAULT; JUTTEN; ANS, 1985). A formulação do problema baseada na utilização de redes neurais para estimações de coeficientes que garantiam a decorrelação não-linear das fontes carecia de uma formulação mais sólida da ICA e não interessou a comunidade científica.

Cardoso e Comon (1990) apud Hyvärine et al. (2001), formalizaram a ideia da ICA e a partir de então se iniciou o interesse dos pesquisadores da Europa. Devido a influência internacional, diversos trabalhos e algoritmos foram então propostos: Burel (1992) apud Hyvärine et al. (2001) descreve um algoritmo não linear via redes neurais na solução de BSS, em sequência Cichocki e Unbehauen (1994) apud Hyvärine et al. (2001) apresentaram um algoritmo de treinamento robusto para BSS, Karhunen e Joutsensalo (1992) apud Hyvärine et al. (2001) em conjunto com Ogawa e Wangviwattana (1997) apud Hyvärine et al. (2001) representam e separam os sinais pré-processando os dados via análise de componentes principais não linear.

Apesar do interesse e trabalhos da comunidade circunvizinha, a ICA ainda estava restrita a nível global. Bell e Sejnowski (1995) apud Duarte (2006) atraíram grande atenção no problema da ICA, pois em seu trabalho apresentaram um algoritmo de fácil implementação e com capacidade na separação de um grande número de sinais. Isto chamou a atenção na comunidade de processamento de sinais e difundiu a ICA.

Hyvärinen et al. (2001) expõem expectativas substantivas na ICA devido ao seu desenvolvimento e prevê aplicações em extensos campos no futuro. Alguns exemplos da aplicação da ICA são relatados: monitoramento de falhas em máquinas rotativas (GELLE; COLAS, 2001), batida do pistão de um motor de combustão interna (LIU; RANDALL, 2005), fontes de vibração em navios (CHENG et al., 2010) e falhas em sistema real de turbina (AJAMI; DANESHVAR, 2012).

Outros sucessos mais recentes da recuperação e identificação das fontes nos sistemas combinam a técnica da ICA com outras ferramentas. Por exemplo, Guo et al. (2014) combinou a técnica do envelope com a ICA para análise de falha em mancais de

rolamento e Lee et al. (2015) verificou experimentalmente a melhora da ICA utilizando os coeficientes de correlação entre os sinais estimados e as fontes. Por fim, os diversos estudos provam a aplicação da ICA como possível ferramenta na separação de fontes de vibração em estruturas complexas e reais.

3.4 Análise de Componentes Independentes

Dado um conjunto dos dados observados $x(t) = [x_1(t) \ x_2(t) \ ... \ x_n(t)]^T$, onde t é o tempo ou índice de amostra, a ICA consiste em determinar o modelo generativo linear das componentes independentes, expresso pela Eq. (3.7). Classifica-se como generativo, pois ele descreve como os dados observados x são gerados por um processo de mistura das fontes s .

$$x = As \tag{3.7}$$

Observa-se que o índice temporal t é omitido na Eq. (3.7), pois se considera que cada mistura x_i assim como cada fonte s_j são variáveis aleatórias, ao invés de um sinal temporal ou série temporal. Isto é, no exemplo abordado na Fig. 3.1, os valores observados $x_i(t)$ pelos microfones são amostras da variável aleatória x_i .

Alternativamente na Eq. (3.8), pode-se definir que a ICA consiste em determinar uma matriz de transformação W , de modo que as variáveis aleatórias x_i sejam as mais independentes possíveis entre si.

$$y = Wx \tag{3.8}$$

Esta formulação não é muito diferente da apresentada na Eq. (3.7), pois estimar a matriz de mistura A significa determinar a sua inversa, ou seja, a matriz de separação W .

Ressalta-se, para tanto, na ICA sempre há duas indeterminâncias ou ambiguidades associadas, são elas: escala e ordem das componentes estimadas. Tal fato reside-se no desconhecimento da matriz de mistura A e o vetor de fontes s . Em outras palavras, desde que não se tenha nenhuma informação a priori destes elementos, a ordem dos termos não é relevante, e um fator de escala qualquer que multiplique uma fonte pode ser cancelado pelo mesmo fator dividindo um coeficiente da matriz da mistura. Portanto, a independência estatística é insensível a permutação das fontes, e insensível ao fator de escala.

A resolução da ICA baseia-se no conceito da independência e não-gaussianidade. De certo modo, as metodologias para solução do problema, de uma forma ou de outra, exploram estas duas características para compor funções e critérios que permitam determinar as componentes do sistema.

3.4.1 Descorrelação e Independência

A independência entre fontes é uma propriedade muito mais forte que a decorrelação entre elas. De fato, no problema da BSS podem-se encontrar várias representações decorrelacionadas dos sinais que não representam a independência, e, portanto não separam as fontes (Hyvärinen, 2001).

Antes de discorrer da afirmação, na Eq. (3.9), define-se a relação entre as matrizes de covariância e correlação para dois vetores de variáveis aleatórias x e y .

$$R_{x,y} = C_{x,y} + m_x m_y^T \quad (3.9)$$

onde $R_{x,y}$ é a matriz de correlação cruzada, $C_{x,y}$ é a matriz de covariância cruzada e m_x e m_y representam a média de x e y , respectivamente. Segundo Hyvärinen et al. (2001) dois vetores x e y são decorrelacionados se sua matriz de covariância cruzada é uma matriz zero, conforme Eq. (3.10).

$$C_{x,y} = E \left\{ (x - m_x)(y - m_y)^T \right\} = 0 \quad (3.10)$$

Isto é equivalente a condição, para a matriz de correlação cruzada, expressa pela Eq. (3.11).

$$\mathbf{R}_{x,y} = E\{\mathbf{x}\mathbf{y}^T\} = E\{\mathbf{x}\}E\{\mathbf{y}^T\} = \mathbf{m}_x\mathbf{m}_y^T \quad (3.11)$$

Observa-se que se a média das variáveis aleatórias é igual a zero, a correlação entre elas é zero, pois a covariância cruzada também é zero. O processo de tornar a média das variáveis igual a zero é conhecido por centralização dos dados.

A Eq. (3.6) apresenta a independência em função da densidade probabilidade, entretanto, segundo Hyvärinen et al. (2001), pode-se escrever que esta propriedade também satisfaz a Eq. (3.12).

$$E\{g(\mathbf{x})h(\mathbf{y})\} = E\{g(\mathbf{x})\}E\{h(\mathbf{y})\} \quad (3.12)$$

onde $g(\cdot)$ e $h(\cdot)$ são quaisquer funções integráveis de \mathbf{x} e \mathbf{y} . Atenta-se para o caso especial no qual se ambas as funções são lineares, a relação de descorrelação é obtida da propriedade de independência. Matematicamente, as Eqs. (3.11) e (3.12), alicerçam a máxima de que a independência é muito mais forte que a descorrelação. Entretanto, entender a descorrelação é momentoso para a restrição de independência.

Sabe-se que num vetor de variável aleatória \mathbf{x} a matriz de auto covariância não é igual a zero, pois cada componente de \mathbf{x} é perfeitamente correlacionado consigo mesmo. O melhor que se pode alcançar é que diferentes componentes de \mathbf{x} são mutualmente descorrelacionados, o que culmina na condição dada pela Eq. (3.13).

$$\mathbf{C}_x = E\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)^T\} = \mathbf{D} \quad (3.13)$$

onde \mathbf{D} é uma matriz diagonal quadrada, dimensão $n \times n$, composta das variâncias $\sigma_{x_i}^2$ destes componentes, conforme Eq. (3.14).

$$\mathbf{D} = \text{diag}(\sigma_{x_1}^2, \sigma_{x_2}^2, \dots, \sigma_{x_n}^2) \quad (3.14)$$

No caso em que as componentes do vetor de variável aleatória possuem média nula e variância igual a unidade, diz-se que são brancos, pois a matriz de auto covariância iguala-se a matriz identidade de dimensão $n \times n$. Assim, um vetor é branco se as condições, Eqs. (3.15) e (3.16), são satisfeitas:

$$\mathbf{m}_x = 0 \quad (3.15)$$

$$\mathbf{R}_x = \mathbf{C}_x = \mathbf{I} \quad (3.16)$$

Verifica-se que para média nula as matrizes de covariância e correlação são iguais. Isto permite concluir que um vetor branco possui propriedades mais restritivas que um vetor decorrelacionado, vide Eqs. (3.15) e (3.16). O termo branco tem origem no fato que espectro de potência é constante ao longo da frequência, semelhante ao espectro do ruído branco e da luz branca que contém todas as cores (OPPENHEIM et al., 1999 e HYVÄRINEN et al., 2001).

3.4.2 Branqueamento

A análise de um vetor branco, apesar de menos limitante que a independência, é extremamente interessante na ICA. Para tanto, na Eq. (3.17) considera-se um vetor de componentes branqueadas \mathbf{z} , isto é, decorrelacionado com variância unitária, pela transformação linear da matriz \mathbf{T} aplicada ao vetor de dados observados \mathbf{x} .

$$\mathbf{z} = \mathbf{T}\mathbf{x} = \mathbf{T}(\mathbf{A}\mathbf{s}) = \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{s} \quad (3.17)$$

Observa-se na Eq. (3.16) que o branqueamento transforma a matriz de mistura \mathbf{A} em uma nova matriz $\tilde{\mathbf{A}}$, a qual é ortogonal. Isto é demonstrado na Equação (3.18).

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_z &= \mathbf{R}_z = E\{\mathbf{z}\mathbf{z}^T\} = \tilde{\mathbf{A}}E\{\mathbf{s}\mathbf{s}^T\}\tilde{\mathbf{A}}^T \\ &= \tilde{\mathbf{A}}\tilde{\mathbf{A}}^T = \mathbf{I} \end{aligned} \quad (3.18)$$

Observa-se que a Eq. (3.18) apresenta uma identidade, isto implica que a busca pela matriz $\tilde{\mathbf{A}}$ restringe-se apenas ao espaço de matrizes ortogonais, ou seja, ao invés de

determinar n^2 componentes da matriz A , fixa-se estimar uma matriz ortogonal que contém $n(n-1)/2$ coeficientes.

Para ilustrar a afirmativa exposta apresentam-se, na Fig. 3.4, a distribuição de duas fontes independentes s_1 e s_2 com distribuição uniforme, as misturas observadas x_1 e x_2 e as componentes branqueadas z_1 e z_2 .

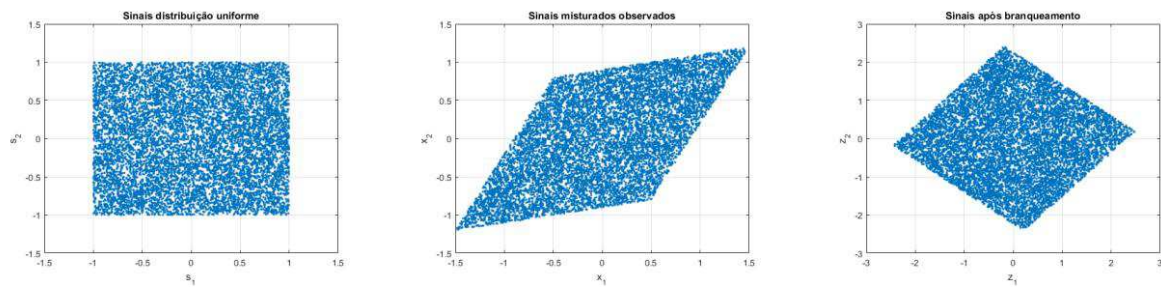


Figura 3.4 – Sinais de distribuição uniforme, misturados e branqueados.

Verifica-se na Fig. 3.4 que os sinais com distribuição uniforme são independentes, pois um sinal não permite levantar nenhuma informação do outro. Ao misturar os sinais, observa-se que a distribuição sofre uma rotação e distorção ao longo dos eixos. Já a operação de branqueamento restitui a forma da distribuição conjunta, porém ainda necessita de uma rotação dos eixos. A decorrelação dos sinais da mistura não garante a independência entre as fontes, mas é um passo na busca das componentes independentes, pois após a operação de branqueamento resta determinar uma matriz de rotação que garanta a independência.

Para tanto, considera-se uma matriz ortogonal de transformação Q com dimensões $n \times n$ aplicada ao vetor z , conforme Eq. (3.19).

$$y = Qz \quad (3.19)$$

onde $Q^T Q = Q Q^T = I$ e Q representa uma matriz de rotação no espaço dimensional n , preservando as normas e distâncias na transformação. Como o vetor z é branco, tem-se que a média de y possui valor igual a zero, Eq. (3.20).

$$\mathbf{m}_y = E\{\mathbf{Q}\mathbf{z}\} = \mathbf{Q}E\{\mathbf{z}\} = \mathbf{Q}\mathbf{m}_z = \mathbf{0} \quad (3.20)$$

E, portanto, a matriz de variância ou correlação é igual a \mathbf{I} , conforme Eq. (3.21).

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_y &= \mathbf{R}_y = E\{\mathbf{Q}\mathbf{z}(\mathbf{Q}\mathbf{z})^T\} \\ &= \mathbf{Q}E\{\mathbf{z}\mathbf{z}^T\}\mathbf{Q}^T = \mathbf{Q}\mathbf{R}_z\mathbf{Q}^T \\ &= \mathbf{Q}\mathbf{Q}^T = \mathbf{I} \end{aligned} \quad (3.21)$$

Isto é, o vetor \mathbf{y} também é branco e, portanto, a propriedade do branqueamento é preservada ao longo de uma transformação ortogonal. Em outras palavras, não se pode concluir que as componentes independentes são obtidas por \mathbf{z} ou \mathbf{y} usando apenas a propriedade de branqueamento.

Visto que \mathbf{y} pode ser qualquer transformação ortogonal de \mathbf{z} , configura-se, desta forma, uma indeterminação na busca da matriz ortogonal. Por tal fato a matriz de rotação, pós branqueamento, exige propriedades superiores a descorrelação para garantir a independência entre as fontes, denominadas como estatísticas de ordem superior (*High Order Statistics* - HOS) (NIKIAS; PETROPULU, 1993, apud DUARTE, 2006).

Portanto, conforme exposto e abordado a ICA possui duas etapas, uma de branqueamento dos dados, a qual é realizada através da matriz de covariância dos sinais de mistura, ou seja, baseada nas estatísticas de segunda ordem. Já a outra etapa foca na determinação de uma matriz ortogonal, de modo que a independência entre as fontes seja garantida.

3.4.3 Decomposição em Valores Singulares

Na ICA o branqueamento não recupera os sinais independentes por completo, mas é um passo em sua direção. Sendo assim, esta operação representa uma parcela na determinação da matriz de mistura \mathbf{A} . A técnica de decomposição linear singular (*Singular Value Decomposition* - SVD) é uma operação linear algébrica que permite dividir uma matriz em três matrizes de operações mais simples (SHLENS, 2014a). Portanto, será aplicada na matriz \mathbf{A} , conforme Eq. (3.22).

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T \quad (3.22)$$

onde \mathbf{V} representa uma matriz rotação, $\mathbf{\Sigma}$ é um alongamento ao longo dos eixos e \mathbf{U} é outra matriz de rotação. Nota-se que cada matriz é considerada simples, pois poucos parâmetros são necessários para determiná-las e as suas inversas são triviais.

Equação (3.23) apresenta uma relação muito importante na determinação da matriz de covariância dos dados observados \mathbf{x} , para tanto substitui a matriz de mistura \mathbf{A} pelas três matrizes de transformação da SVD.

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_x &= E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\} = E\{(\mathbf{A}\mathbf{s})(\mathbf{A}\mathbf{s})^T\} \\ &= E\{(\mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T\mathbf{s})(\mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T\mathbf{s})^T\} \\ &= \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T E(\mathbf{s}\mathbf{s}^T) \mathbf{V}\mathbf{\Sigma}\mathbf{U}^T \end{aligned} \quad (3.23)$$

Como as fontes são tomadas como independentes, implica que as mesmas são descorrelacionadas. Ainda se a média for nula e a variância unitária, estas também são consideradas brancas, então a matriz de covariância é igual a identidade. Isto permite escrever na Eq. (3.24):

$$\mathbf{C}_x = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}^2\mathbf{U}^T \quad (3.24)$$

Ou seja, a matriz de covariância dos dados observados independe das fontes \mathbf{s} bem como da matriz ortogonal de transformação \mathbf{V} . Mais ainda, a matriz de covariância é dada em termos da matriz diagonal $\mathbf{\Sigma}^2$ pré e pós multiplicada das matrizes ortogonais \mathbf{U} e \mathbf{U}^T , respectivamente.

Analisando a matriz de separação \mathbf{W} , pseudo-inversa de \mathbf{A} , pode-se escrever em termos da SVD a Eq. (3.25).

$$\mathbf{W} = \mathbf{A}^{-1} = \mathbf{V}\mathbf{\Sigma}^{-1}\mathbf{U}^T \quad (3.25)$$

A operação do SVD é didaticamente ilustrada para a matriz de mistura A e separação W na Fig. 3.5. Note que as transformações apresentam uma rotação, escalonamento e rotação sucessivamente durante a operação sejam na decomposição de A ou W .

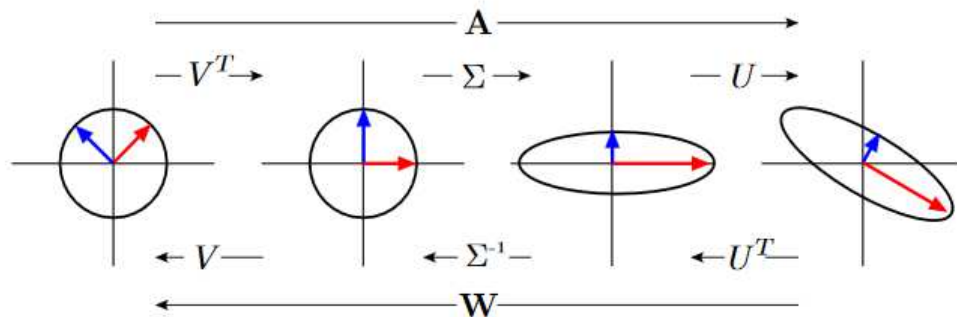


Figura 3.5 – Decomposição em valores singulares na análise de componentes independentes (SHLENS, 2014a).

Baseado nas transformações da SVD e nas observações do branqueamento dos dados, pode-se atribuir que a matriz de transformação linear T representa duas das três matrizes da SVD, rotação e escalonamento. Além disto, as matrizes que representam a operação de branqueamento são obtidas com as propriedades estatísticas de segunda ordem, isto é, covariância e correlação.

3.4.4 Análise dos Componentes Principais

Hyvärinen et al. (2001) retrata a transformação de branqueamento é sempre possível, e existem diversas técnicas. Uma das práticas mais comuns consiste em determinar as componentes principais de uma mistura, a qual é conhecida como análise de componentes principais (*Principal Component Analysis* - PCA).

A PCA é uma técnica em análise estatística de dados, aplicada em diversos campos que estendem desde a neurociência até a computação gráfica, que busca extrair padrões e informações relevantes de estruturas de dados, isto é realizado reduzindo a dimensão do conjunto de dados de modo que revele informações escondidas (SHLENS, 2014b). Duarte (2006) descreve que a PCA almeja encontrar uma matriz de transformação linear que

reduza a redundância dos dados. Em outras palavras, o objetivo da PCA é identificar bases algébricas mais significativas para rerepresentar os dados.

Matematicamente, na Eq. (3.26), formula-se a PCA na busca de uma matriz de transformação linear \mathbf{P} , que represente o vetor de variáveis aleatórias \mathbf{x} , dimensão m , no vetor aleatório \mathbf{y} , dimensão n , tal que $n < m$.

$$\mathbf{y} = \mathbf{P}\mathbf{x} \quad (3.26)$$

Para que a mudança de base seja favorável é necessário que os elementos do vetor \mathbf{x} sejam mutualmente correlacionados e, portanto, possuam redundância. Isto é, uma nova base para expressar \mathbf{x} está relacionada a busca de uma base que remova a correlação entre os elementos e apresentem a máxima quantidade de informação. Ao mesmo tempo, a variância da projeção de \mathbf{x} na nova base de coordenadas são maximizadas, de modo que o primeiro eixo corresponda a máxima variância, o segundo eixo, por sua vez, corresponda a máxima variância na direção ortogonal ao primeiro eixo, e assim por diante.

Uma vez que o valor da covariância reflete o ruído e redundância entre as variáveis aleatórias, busca-se uma matriz \mathbf{P} de transformação ortogonal, a qual transforme a matriz de covariância de \mathbf{y} em diagonal, conforme já exposto na Eq. (3.13).

Na Eq. (3.27) a matriz de covariância de \mathbf{y} é então desenvolvida em função da matriz ortogonal \mathbf{P} .

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_y &= E\{\mathbf{y}\mathbf{y}^T\} = E\{(\mathbf{P}\mathbf{x})(\mathbf{P}\mathbf{x})^T\} \\ &= \mathbf{P}E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\}\mathbf{P}^T = \mathbf{P}\mathbf{C}_x\mathbf{P}^T \end{aligned} \quad (3.27)$$

onde \mathbf{C}_x é a covariância do vetor \mathbf{x} de média nula. Além disto, a álgebra linear menciona que qualquer matriz simétrica, por exemplo, a matriz de covariância, torna-se diagonal pela multiplicação de uma base ortogonal, ou seja, pelos seus autovetores (SHLENS, 2014a). Esta operação é conhecida como decomposição em autovalores (*Eigenvalue Decomposition* - EVD).

Considerando a matriz de autovetores E da matriz de covariância de x e D a matriz diagonal dos autovalores associados, escreve-se a relação entre estas matrizes, na Eq. (3.28), como:

$$C_x = EDE^T \quad (3.28)$$

Substituindo a Eq. (3.28) em (3.27), em um primeiro instante, apenas aumenta os termos do equacionamento. Mas como o espaço de busca da matriz de covariância de y é restrito à diagonal, a igualdade é obtida ao considerar a matriz ortogonal P igual a matriz dos autovetores E . O raciocínio descrito é apresentado na Eq. (3.29).

$$\begin{aligned} C_y &= PC_xP^T = P(ED E^T)P^T \\ &= P(PDP^T)P^T = (PP)D(P^T P^T) \\ C_y &= D \end{aligned} \quad (3.29)$$

Verifica-se que a escolha de P diagonaliza C_y . De certa forma, as direções que transformam x na base de máxima variância são obtidas pela matriz E e a variância nestas direções é igual aos autovalores D , então a primeira componente principal é determinada pelo maior autovalor com seu autovetor associado, a segunda componente principal, por sua vez, é designada pelo segundo maior autovalor com seu autovetor associado. Isto é, a matriz D fornece informação das ordens das componentes principais.

De posse do procedimento descrito, a compressão de x é alcançada pela seleção dos n componentes principais. Relata-se que a redução da dimensão pode ser escolhida com valores de n , tal que $n < m$. Hyvärinen et al. (2001) sugere redução da dimensão até que no mínimo 90 % da variância dos dados seja representada na nova base. Entretanto, é possível aplicar a PCA sem compressão dos dados, isto é, o número de direções principais é igual a m . Apesar da dimensão de x manter-se, os dados agora são expostos nas configurações de máxima variância e descorrelacionados.

Na prática, o pré processamento via PCA apresenta fatores de interesse na ICA. Em diversas situações não se sabe o número de fontes n e adquire-se $m > n$ sinais de mistura, a PCA então reduz a dimensão do vetor de observação para o modelo de ICA apresentar

uma matriz de mistura quadrada, isto é, $m = n$. Nadal et al. (2000) evidencia que durante a compressão dos dados algumas componentes independentes fracas podem ser perdidas, mas a PCA ainda é uma ótima ideia para auxiliar na estimação das componentes independentes mais fortes. Hyvärinen et al. (2001) destaca que o pré-processamento omite direção que são praticamente ruído, bem como evita a busca de componentes do tipo pico, que tornam os parâmetros do modelo ICA de difícil estimação, algumas vezes até impossíveis.

Embora listadas as vantagens da PCA, a mesma não pode ser atendida como procedimento de branqueamento, pois na primeira determina-se uma matriz de transformação ortogonal \mathbf{P} , cuja busca descorrelacionar e maximizar as variâncias dos dados \mathbf{x} , enquanto a segunda objetiva uma matriz de transformação linear \mathbf{T} , que descorrelaciona os dados para a matriz de covariância unitária. Para tanto, na Eq. (3.30), as matrizes de autovetor e autovalor utilizadas durante a PCA são combinadas para garantir o branqueamento de \mathbf{x} .

$$\mathbf{T} = \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{E}^T \quad (3.30)$$

Equação (3.31) apresenta a substituição da Eq. (3.30) em (3.18), cuja torna o vetor \mathbf{z} branco.

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_z &= E\{\mathbf{z}\mathbf{z}^T\} = E\{(\mathbf{T}\mathbf{x})(\mathbf{T}\mathbf{x})^T\} \\ &= \mathbf{T}E(\mathbf{x}\mathbf{x}^T)\mathbf{T}^T = \mathbf{T}(\mathbf{E}\mathbf{D}\mathbf{E}^T)\mathbf{T}^T \\ &= \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{E}^T (\mathbf{E}\mathbf{D}\mathbf{E}^T) \mathbf{E} \mathbf{D}^{-1/2} = \mathbf{I} \end{aligned} \quad (3.31)$$

Aplicando, desse modo, a transformação linear de branqueamento em função das matrizes de autovetores \mathbf{E} e autovalores \mathbf{D} , tem-se substituindo na Eq. (3.25), a Eq. (3.32):

$$\mathbf{W} = \mathbf{V}\mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{E}^T \quad (3.32)$$

Coloquialmente, esta operação é chamada de esferização dos dados, visto que o branqueamento transforma os dados em uma distribuição simétrica esférica. Esta ação é demonstrada pelas duas operações $\mathbf{D}^{-1/2}$ e \mathbf{E}^T na Fig. 3.6.

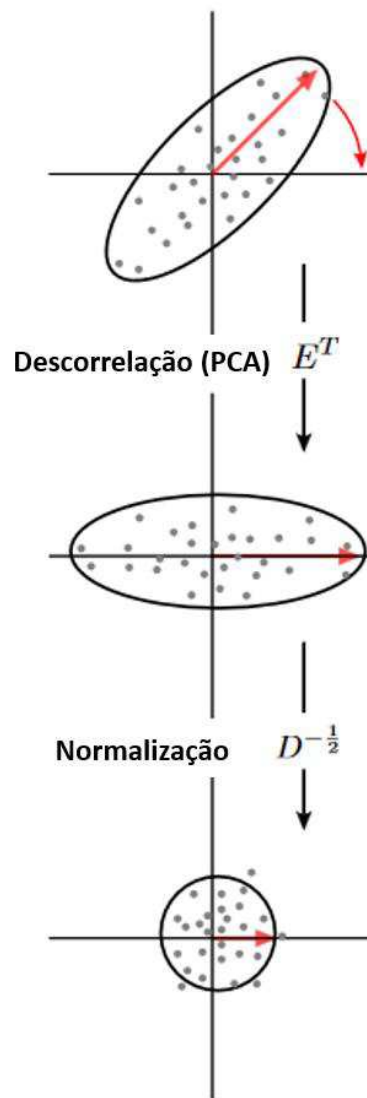


Figura 3.6 – Branqueamento ou esferização de um conjunto de dados (Adaptada de SHLENS, 2014a).

Ressalta-se que o pré-processamento via PCA é bastante utilizado na ICA, pois apesar de limitar-se a estatística de segunda ordem, isto é, análise da matriz de covariância, os métodos e técnicas para extrair as informações necessárias são mais simples.

3.4.5 Limitação de Fontes Gaussianas

O branqueamento ou esferização auxilia no entendimento da limitação das fontes gaussianas na ICA. Para tanto, considere a função densidade probabilidade conjunta de duas fontes gaussianas, s_1 e s_2 , dada pela Eq. (3.33).

$$\begin{aligned} p_{s_1, s_2}(s_1, s_2) &= \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{s_1^2 + s_2^2}{2}\right) \\ &= \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{\|s\|^2}{2}\right) \end{aligned} \quad (3.33)$$

onde $\|\cdot\|$ representa a operação de norma.

Assume-se que a matriz de mistura A é ortogonal e aplicada aos dados observados x_1 e x_2 , que por sua vez estão esferizados. A Eq. (3.34) apresenta o desenvolvimento da função densidade probabilidade conjunta para as considerações abordadas.

$$p_{x_1, x_2}(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{\|A^T x\|^2}{2}\right) |det A^T| \quad (3.34)$$

Porém, A está restringida ao espaço ortogonal, deste modo, tem-se $\|A^T x\|^2 = \|x\|^2$ e $|det A^T| = 1$. Assim tem-se, na Eq. (3.35), a expressão final para a função densidade probabilidade conjunta dada por:

$$p_{x_1, x_2}(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{\|x\|^2}{2}\right) \quad (3.35)$$

Ou seja, a matriz de transformação ortogonal não muda a função densidade probabilidade conjunta. As distribuições das fontes gaussianas são iguais as distribuições dos dados observados esferizados. Conclui-se que não pode-se estimar a matriz de mistura.

A limitação destas fontes na ICA é complementada com as propriedades da função densidade probabilidade gaussiana. Sabe-se que estas distribuições são totalmente

determinadas pela média e variância, ou seja, a sua definição não vai além da estatística de segunda ordem. A independência da ICA, conforme expressado, fundamenta-se na HOS, e como estas não trazem nenhuma informação adicional na fonte gaussiana não se consegue identificar tais variáveis.

Graficamente a limitação das fontes gaussianas na ICA é ilustrada na Fig. 3.7.

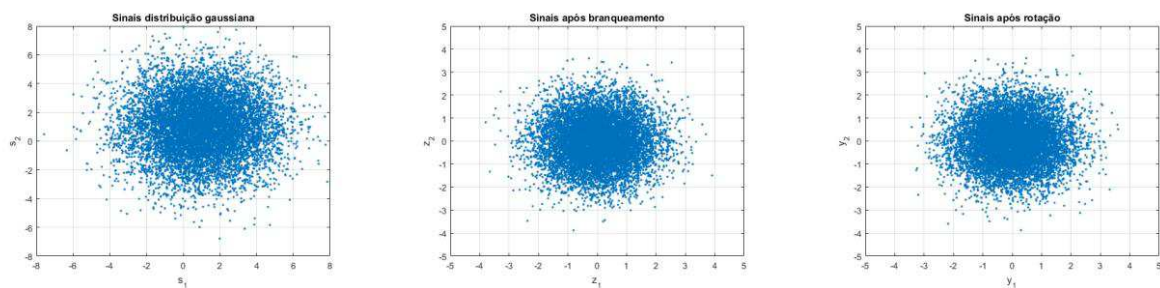


Figura 3.7 – Sinais de distribuição gaussiana, misturados e branqueados.

Observa-se que a ICA, para fontes gaussianas, fica limitada na determinação da matriz de rotação após o branqueamento que garanta a independência entre as fontes. Entretanto, caso apenas uma das fontes for gaussiana, o modelo estima as componentes não gaussianas e a componente restante é designada como gaussiana. O mesmo ocorre se mais de uma fonte for gaussiana, o modelo considera todas elas como uma única fonte gaussiana e identifica as outras fontes, não gaussianas.

3.4.6 Critérios para Separação da ICA

Os critérios para determinação da matriz ortogonal, que em conjunto com o pré-processamento, levam a solução da ICA, baseiam-se de um modo ou de outro em mensurar, através de funções contraste, a independência estatística e/ou a não-gaussianidade dos sinais. Dentro do universo das funções que quantificam estas características, as principais são maximização da não gaussianidade (COMON, 1994), minimização da informação mútua (COMON, 1994), maximização da verossimilhança (PHAM; GARAT, 1997) e descorrelação não linear (JUTTEN; HÉRAULT, 1991).

Apesar dos critérios proporem metodologias diferentes na obtenção das componentes independentes, eles são em geral similares. Os trabalhos de Lee et al. (2000) apud Hyvärinen et al. (2001), Cardoso (2000) apud Hyvärinen et al. (2001) e Hyvärinen (1999) Hyvärinen et al. (2001) são apontados para uma discussão das características e diferenças dos critérios. Giannakopoulos et al. (1999) apud Hyvärinen et al. (2001) expõe uma análise comparativa experimental dos diversos algoritmos, e relata a robustez da ICA, pois mesmo a restrição da independência das fontes não ser totalmente garantida, a convergência das técnicas resultam em componentes mais claros, com redução ou não da dimensão.

Duarte (2006) realiza um trabalho mais aprofundado sobre as diferentes abordagens na separação de fontes e expressa a relação entre eles via informação mútua. Em seguida, propõe uma análise da sensibilidade ao número de fontes, número de amostras, à gaussianidade das fontes, ao ruído e velocidade de convergência entre as técnicas. Ao final, conclui que para misturas lineares os algoritmos apresentam praticamente os mesmos erros e sensibilidade em todos os parâmetros, exceto o algoritmo do ponto fixo via maximização da não gaussianidade que consideravelmente destaca-se na velocidade de convergência.

Devido as relações de proximidade e equivalência das metodologias na resolução da ICA para sistema misturador linear, apresenta-se o desenvolvimento e particularidade da maximização da não gaussianidade.

3.4.6.1 Maximização da Não Gaussianidade

Na teoria da probabilidade um teorema bastante conhecido é o teorema do limite central. Segundo este teorema a soma de variáveis independentes resulta em uma distribuição com características gaussianas (PAPOULIS, 1991). Em outras palavras, a distribuição da soma de duas variáveis independentes é mais próxima da distribuição gaussiana do que a distribuição das variáveis originais.

Na Fig. 3.8 apresentam-se duas distribuições de variáveis independentes não gaussianas e a distribuição destas variáveis após o sistema misturador. Para fins comparativos é sobreposto a distribuição de uma variável gaussiana nos sinais observados.

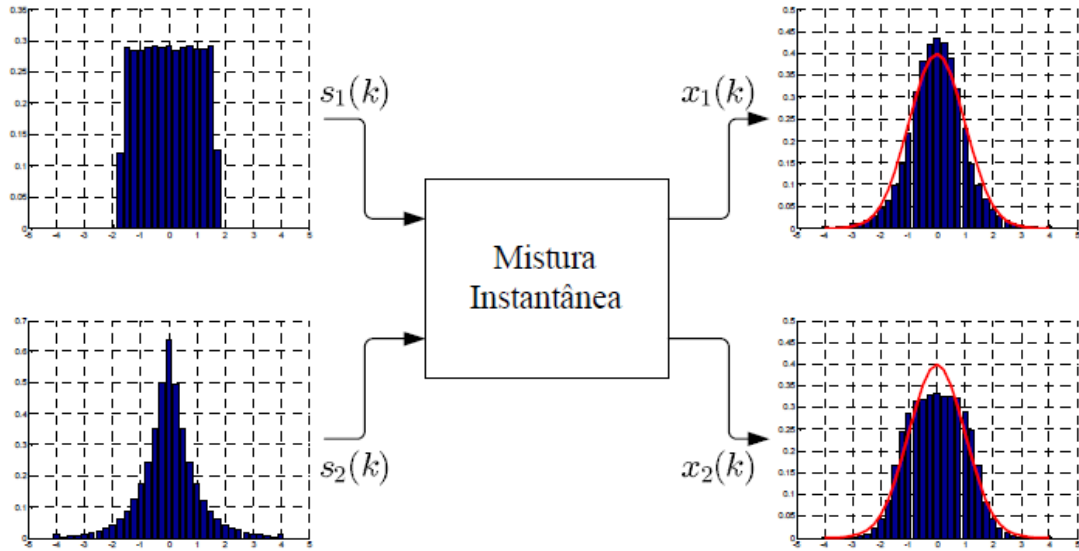


Figura 3.8 – Exemplos de mistura de duas fontes independentes: uniforme e laplaciana (SUYAMA, 2007).

Verifica-se que os sinais observados, de fato, possuem distribuição mais próxima da gaussiana que os sinais das fontes independentes.

Enuncia-se o problema na busca de uma matriz de separação \mathbf{W} , tal que os vetores \mathbf{w} são combinações lineares das variáveis de observações \mathbf{x} e resultem componentes \mathbf{y} de máxima não gaussianidade. Na Eq. (3.37) se expressa a problemática, porém resumida a uma única componente.

$$\mathbf{y} = \mathbf{w}^T \mathbf{x} = \mathbf{q}^T \mathbf{s} = \sum_i^n q_i s_i \quad (3.37)$$

onde $\mathbf{q} = \mathbf{w}^T \mathbf{A}$ representa o efeito da matriz de mistura e do vetor separador. Da Eq. (3.37) a componente y será igual a apenas uma fonte s_i qualquer, se apenas um elemento do vetor \mathbf{q} é não nulo.

A ideia, portanto, é variar os coeficientes do vetor \mathbf{q} e verificar como a distribuição de y afasta da gaussiana. Uma vez que a distribuição da mistura é a mais gaussiana possível, buscam-se valores para \mathbf{q} que tornem o componente y o menos gaussiano possível, pois tal situação representa a estimativa de uma fonte não gaussiana.

Ressalta-se que na prática não é viável determinar \mathbf{q} , uma vez que não tem informação do vetor de fonte \mathbf{s} . Porém, tal impasse não prejudica o raciocínio exposto, pois a não gaussianidade de y pode ser avaliada variando o vetor separador \mathbf{w} , dado que o mesmo pré multiplica o vetor de variáveis observadas.

3.4.6.2 Curtose

A medição da gaussianidade de uma variável aleatória pode ser dada através do cumulante de quarta ordem, isto é o valor da sua curtose (PAPOULIS, 1991). A curtose de y , denotada por $curt(y)$, é definida na Eq. (3.38):

$$curt(y) = E\{y^4\} - 3(E\{y^2\})^2 \quad (3.38)$$

Ressalta-se que a Eq. (3.38) é válida para a variável y de média nula. Além disto, sabe-se que a curtose apresenta valor não nulo para distribuições não gaussianas, e valor nulo caso gaussiana.

Quando o valor da curtose é positivo classifica-se a distribuição como super gaussiana, caso negativo é denominada sub gaussiana. Alguns autores costumam classificar as distribuições quanto a curtose como mesocúrticas se seu valor é igual a zero, leptocúrtica caso positivo e platicúrtica para a negativa (CASELLA; BERGER, 2010).

O fato de a curtose ser utilizada como medida da não gaussianidade entre fontes também se justifica na simplicidade teórica e computacional (HYVÄRINEN et al., 2001). Computacionalmente, curtose pode ser estimada apenas pelo momento de quarta ordem de uma amostra de dados, considerando a variância constante. Teoricamente, a análise é simplificada devido a propriedade de linearidade.

Para avaliar o efeito da curtose na estimação das fontes considere, na Eq. (3.39), a Eq. (3.37) para o caso de duas fontes independentes não gaussianas, s_1 e s_2 .

$$y = q_1 s_1 + q_2 s_2 \quad (3.39)$$

Aplicando a curtose e considerando a propriedade aditiva, tem-se o desenvolvimento na Eq. (3.40).

$$\begin{aligned}
 \text{curt}(y) &= \text{curt}(q_1 s_1 + q_2 s_2) \\
 &= \text{curt}(q_1 s_1) + \text{curt}(q_2 s_2) \\
 &= q_1^4 \text{curt}(s_1) + q_2^4 \text{curt}(s_2)
 \end{aligned} \tag{3.40}$$

Por outro lado, considera-se que ambos os vetores de fontes e componentes estimadas estão branqueados, ou seja, variância unitária. Tal suposição permite escrever, na Eq. (3.41), a relação entre o vetor de transformação \mathbf{q} e a componente y .

$$E\{y^2\} = q_1^2 + q_2^2 = 1 \tag{3.41}$$

Da geometria analítica, associa-se a equação de um círculo de raio unitário e centro em zero. Isto é, o vetor \mathbf{q} está contido no plano 2D do círculo unitário. Então, o problema de otimização para o valor ótimo da curtose resume-se a maximização da Eq. (3.41) no círculo unitário.

$$|\text{curt}(y)| = |q_1^4 \text{curt}(s_1) + q_2^4 \text{curt}(s_2)| \tag{3.42}$$

Nota-se que o valor máximo ocorre exatamente onde o vetor \mathbf{q} apresenta um valor não nulo e outro nulo, além disto, no círculo unitário o valor não nulo é máximo em +1 ou -1, visto que a Eq. (3.42) é avaliada nos valores absolutos (HYVÄRINEN et al., 2001). Isto implica que a componente determinada y será igual a componente independente $\pm s_i$, tal fato ilustra a ambiguidade da escala na ICA. Moreto (2008) destaca a limitação das fontes gaussianas na Eq. (3.40), como a mesma possui curtose nula não é possível realizar a separação delas.

Hyvärinen et al. (2001) aborda que o branqueamento dos dados do vetor de mistura apresenta outra vantagem. Para os dados branqueados \mathbf{z} , busca-se a combinação linear $\mathbf{w}^T \mathbf{z}$ que maximiza a não gaussianidade, como $\mathbf{q} = \mathbf{w}^T \mathbf{A}$ tem-se na Eq. (3.43):

$$\|\mathbf{q}\|^2 = (\mathbf{w}^T \mathbf{A})(\mathbf{A}^T \mathbf{w}) = \|\mathbf{w}\|^2 \quad (3.43)$$

A Eq. (3.43) permite interpretar que restringir \mathbf{q} na esfera unitária é equivalente a restringir \mathbf{w} na esfera unitária também. Portanto, pode-se maximizar o valor absoluto da curtose de $\mathbf{w}^T \mathbf{z}$ sob a limitação de $\|\mathbf{w}\| = 1$.

Apesar da curtose ser simples de calcular e mostrar-se útil na medição da não gaussianidade das fontes, na prática, ela possui um limitante. Quando a variável aleatória possui poucos ou até mesmo um único valor discrepante de toda amostra, a curtose é sensível a estes poucos valores. Ou seja, a curtose não é uma medida robusta o suficiente para medir a não gaussianidade da variável aleatória. A Fig. 3.9 ilustra o valor da curtose para duas amostras gaussianas, porém uma delas apresenta alguns picos. Alguns autores denominam estes eventos como *outliers* (SUYAMA, 2007 e MORETO, 2008).

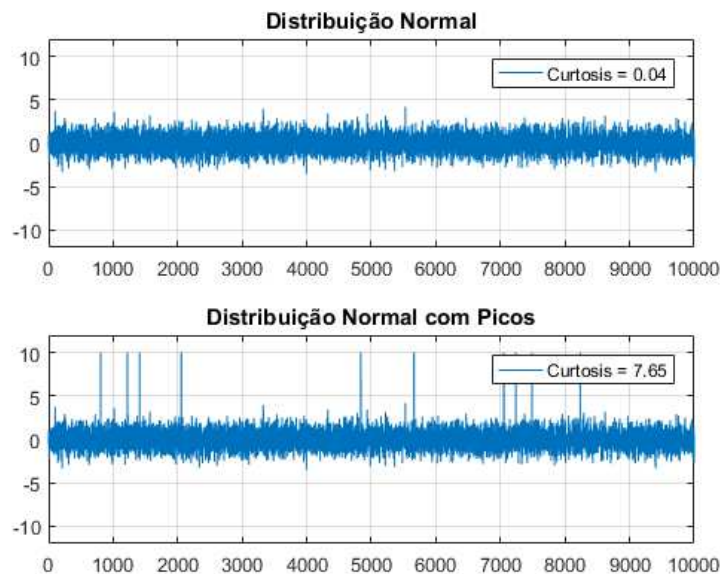


Figure 3.9 – Valores da curtosis na distribuição gaussiana na presença de picos.

Constata-se na Fig. 3.9 o quanto a curtosis é sensível aos *outliers*, que mascaram a distribuição do sinal. E, portanto, outra medida da não gaussianidade do sinal mais robusta faz-se necessária.

3.4.6.3 Negentropia

Baseada na teoria da informação a entropia é uma medida do grau da não organização, não previsão e não estruturação de uma variável aleatória. Um dos resultados fundamentais da teoria da informação menciona que dentre todas variáveis aleatórias de mesma variância, a variável gaussiana apresenta a maior entropia (COVER; THOMAS, 1991). Nota-se outro ponto importante no branqueamento dos dados, a variância unitária é mantida após a transformação ortogonal.

A entropia H de uma variável aleatória y com densidade $p_y(y)$ é definida na Eq. (3.44).

$$H(y) = - \int p_y(y) \log_{10}(p_y(y)) dy \quad (3.44)$$

Pelo fato da distribuição gaussiana ser a mais aleatória o possível, a ideia da negentropia sustenta-se em mensurar o quanto uma distribuição qualquer se difere da gaussiana de mesma variância. A Eq. (3.45) expressa o conceito da negentropia J .

$$J(y) = H(y_{gaussiana}) - H(y) \quad (3.45)$$

onde $y_{gaussiana}$ representa uma variável aleatória gaussiana de mesma variância que y . Hyvärinen et al. (2001) caracteriza a negentropia como a versão normalizada da entropia. De fato, a negentropia é normalizada pela gaussiana, mas outro fator importante reside no seu valor não negativo, isto é, se y for gaussiana a Eq. (3.45) resulta em zero, caso contrário possui valor maior que zero.

Cita-se que a medição da não-gaussianidade via função entropia é bem embasada na teoria da informação. De fato, negentropia é um dos melhores estimadores da não gaussianidade, Hyvärinen et al. (2001) destaca seu desempenho estatístico frente a outros estimadores. Apesar da sua robustez, o problema deste parâmetro reside na sua complexidade e custo computacional. Entretanto, diversas aproximações mais simples são propostas e utilizadas.

Uma aproximação clássica da negentropia é comparar a esperança de funções não quadráticas $G(\cdot)$ aplicadas a variável aleatória y e variável gaussiana v de média zero e variância unitária, conforme Eq. (3.46).

$$J(y) = [E\{G(y)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (3.46)$$

Obviamente a escolha da função não quadrática $G(\cdot)$ é um fator importante na quantificação da negentropia. Hyvärinen et al. (2001) propõe duas funções, as Eqs. (3.47) e (3.48), que não apresentam um crescimento tão rápido à medida que y aumenta.

$$G_1(y) = \frac{1}{a_1} \log_{10}[\cosh(a_1 y)] \quad (3.47)$$

$$G_2(y) = -\exp(-y^2/2) \quad (3.48)$$

onde a_1 é uma constante usualmente entre $1 \leq a_1 \leq 2$. A robustez da negentropia frente a curtosis pode ser avaliada justamente no crescimento de y , para tanto apresentam-se, na Fig. 3.10, as funções $G_1(y)$ e $G_2(y)$ em comparação a potência de quarta ordem que representa a curtosis.

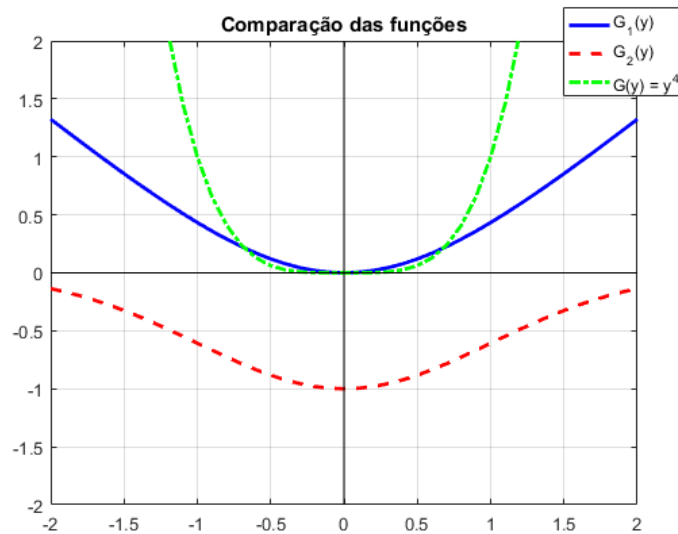


Figura 3.10 – Comparação do crescimento da variável aleatória y .

A presença de valores discrepantes na amostra, Fig. (3.9), prejudicam a análise do sinal baseada na curtosis, porém as funções $G_1(y)$ e $G_2(y)$ são menos sensíveis aos valores discrepantes e apresentam uma robustez maior frente a potência de quarta ordem. Para fins comparativos as negentropias, das amostras exemplares na avaliação da curtose, resultam em $4.6 \cdot 10^{-6}$ e $1.9 \cdot 10^{-6}$, o que de fato corrobora a menor sensibilidade aos *outliers*.

Discorrida a vantagem da negentropia frente a curtose na mensuração da não gaussianidade, resta determinar o algoritmo de busca do vetor de separação \mathbf{w} que determine a direção de máxima negentropia.

3.4.7 Algoritmo do Gradiente via Negentropia

O gradiente de maximização da negentropia é obtido através da derivada em relação a variável de interesse, isto é o vetor de separação \mathbf{w} . Desta forma, computa-se na Eq. (3.49) o algoritmo do gradiente de aproximação da negentropia, vide Eq. (3.44), em função de \mathbf{w} para um sinal branqueado \mathbf{z} , tal que $E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^2\} = \|\mathbf{w}\|^2 = 1$.

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{w} &\propto \gamma E\{\mathbf{z}g(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\} \\ \mathbf{w} &= \mathbf{w}/\|\mathbf{w}\| \end{aligned} \tag{3.49}$$

onde $\gamma = E\{G(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\} - E\{G(v)\}$, $g(\cdot)$ é a derivada da função $G(\cdot)$ usada na aproximação da negentropia. Observa-se que \mathbf{w} é atualizado pelo seu valor unitário, dividindo-o por sua norma.

O parâmetro γ , taxa de aprendizado, tem por objetivo garantir ao algoritmo um parâmetro de auto adaptação. O valor desta constante é determinado caso tenha conhecimento de toda amostra, não obstante se o valor da amostra é obtido em tempo real, não se tem garantia da distribuição, então é necessário atualizar o valor de γ no algoritmo, conforme Eq. (3.50).

$$\Delta \gamma \propto G(\mathbf{w}^T \mathbf{z}) - E\{G(v)\} - \gamma \tag{3.50}$$

Hyvärinen et al. (2001) destaca γ na solidez do algoritmo da maximização do gradiente. De fato, menciona que o valor da constante não muda o aprendizado, mas o sinal da constante é responsável pela estabilidade. Relata-se em situações onde se tem alguma informação a priori da distribuição, é possível substituir γ por apenas o seu sinal. Por exemplo, sinais da fala são super gaussianas, o que acarreta em $\gamma = -1$.

As funções $g(\cdot)$, derivadas das funções não quadráticas $G(\cdot)$, são apresentadas nas Eqs. (3.51) e (3.52).

$$g_1(y) = \tanh(a_1 y) \quad (3.51)$$

$$g_2(y) = y \exp(-y^2/2) \quad (3.52)$$

Por fim, resumem-se os passos do algoritmo gradiente da maximização da não gaussianidade via negentropia na Tab. 3.1.

Tabela 3.1 – Algoritmo gradiente da maximização da não gaussianidade via negentropia (Adaptada de HYVÄRINEN et al., 2001).

1. Centralização dos dados, média nula.
2. Branqueamento dos dados, vetor \mathbf{z} .
3. Escolha um vetor de separação \mathbf{w} inicial de norma unitária, e determine o valor inicial de γ .
4. Atualize $\Delta \mathbf{w} \propto \gamma E\{\mathbf{z} g(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\}$, onde $g(\cdot)$ é definido nas Eqs. (3.51) e (3.52).
5. Normalize $\mathbf{w} = \mathbf{w} / \|\mathbf{w}\|$
6. Se o sinal de γ é desconhecido, atualize $\Delta \gamma \propto G(\mathbf{w}^T \mathbf{z}) - E\{G(v)\} - \gamma$.
7. Caso \mathbf{w} não convirja, retorne passo 4.

Ressalta-se a escolha inicial de dois parâmetros, o vetor \mathbf{w} e a taxa de aprendizado γ . Conforme relatado, a estabilidade de convergência da transformação na direção de máxima não gaussianidade é sujeita a boa escolha da taxa de aprendizado. Tal fato é tão crítico, que pode, na prática, levar a destruição da convergência do algoritmo (HYVÄRINEN, 1999). Assim, faz-se necessária outra metodologia que não apresente, ou minimize, a dependência da taxa de aprendizado.

3.4.8 Algoritmo do Ponto Fixo via Negentropia – FastICA

O algoritmo do ponto fixo é uma metodologia de otimização aplicada na determinação, por exemplo, de zeros de funções (CHAPRA, 2013). Conceitualmente, um dado número p é classificado como ponto fixo, se para uma dada função $f(x)$, $f(p) = p$. Desta forma o algoritmo do ponto fixo propõe uma iteração, onde $p_{k+1} = f(p_k)$, até que um critério de parada seja atingido (BURDEN; FAIRES, 2008).

Hyvärinen (1999) propôs aplicar a ideia do algoritmo do ponto fixo à função contraste de maximização da negentropia. Ressalta-se, inicialmente este algoritmo foi aplicado à maximização via curtose, onde Hyvärinen (1997) demonstrou a convergência cubica frente ao método do gradiente, aliado a inexistência de taxa de aprendizado ou parâmetros de ajustes no algoritmo. Apesar da aplicação original se basear na curtose, o algoritmo do ponto fixo é amplamente empregado pela negentropia e popularmente o mesmo é conhecido como FastICA (HYVÄRINEN et al., 2001).

O algoritmo FastICA, conforme explanado, objetiva determinar o vetor de separação \mathbf{w} , cuja a direção $\mathbf{w}^T \mathbf{z}$ seja de máxima variância. Tal condição é obtida na determinação do ponto ótimo de $E\{G(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\}$, vide Eqs. (3.44) e (3.49). Hyvärinen (1999) expõe, para um vetor branqueado e segundo as condições de Kuhn-Tucker, os pontos são obtidos pela Eq. (3.53).

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{z}g(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\} + \beta \mathbf{w} &= 0 \\ \beta &= E\{\mathbf{w}_0^T \mathbf{z}g(\mathbf{w}_0^T \mathbf{z})\} \end{aligned} \quad (3.53)$$

onde \mathbf{w}_0 é o valor de \mathbf{w} no ponto ótimo. O máximo da Eq. (3.53) pode ser obtido pelo método de Newton, isto é, o cálculo do gradiente em relação ao vetor \mathbf{w} . A Eq. (3.54) expressa o processo de iteração pós cálculo do gradiente e simplificação dos dados devido ao branqueamento.

$$\begin{aligned} \mathbf{w} &= \mathbf{w} - [E\{\mathbf{z}g(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\} - \beta \mathbf{w}] / [E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\} - \beta] \\ \mathbf{w} &= \mathbf{w} / \|\mathbf{w}\| \end{aligned} \quad (3.54)$$

Observa-se que a atualização e determinação do vetor de separação \mathbf{w} é necessário conhecer o parâmetro β . Hyvärinen et al. (2001) apresenta uma versão simplificada onde β

depende de \mathbf{w} (valor da busca iterativa), tal que permite multiplicar ambos os lados da Eq. (3.54) por $\beta - E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\}$ e obter o algoritmo final do ponto fixo, expresso pela Eq. (3.55).

$$\begin{aligned}\mathbf{w} &= E\{\mathbf{z}g(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\} - E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\}\mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \mathbf{w}/\|\mathbf{w}\|\end{aligned}\tag{3.55}$$

Verifica-se na Eq. (3.55) a dependência da função $g(\cdot)$ e sua derivada $g'(\cdot)$, do vetor de dados branqueados \mathbf{z} e escolha do vetor de separação \mathbf{w} inicial. Hyvärinen (1999) disponibiliza uma análise de vertente estatística na escolha da função $g(\cdot)$. Caso as componentes independentes são super gaussianas, ou deseja-se alta robustez, deve escolher a função $g(\cdot)$ expressa na Eq. (3.52), e opta-se pela Eq. (3.51) para todas outras situações, pois esta apresenta uma boa proposta geral. Em sequência, ressalta a viabilidade da função curtose em situações de fontes sub gaussianas, limitadas a presença de *outliers*.

Por fim, os passos do algoritmo de ponto fixo baseado na negentropia são apresentados na Tab. 3.2.

Tabela 3.2 – Algoritmo ponto fixo da maximização da não gaussianidade via negentropia (Adaptada de HYVÄRINEN et al., 2001).

- | |
|--|
| <ol style="list-style-type: none"> 1. Centralização dos dados, média nula. 2. Branqueamento dos dados, vetor \mathbf{z}. 3. Escolha um vetor de separação \mathbf{w} inicial de norma unitária. 4. Atualize $\mathbf{w} = E\{\mathbf{z}g(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\} - E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\}\mathbf{w}$, onde $g(\cdot)$ é definido nas Eqs. (3.51) e (3.52). 5. Normalize $\mathbf{w} = \mathbf{w}/\ \mathbf{w}\$. 6. Caso \mathbf{w} não convirja, retorne passo 4. |
|--|

Atenta-se que o algoritmo apresentado na Tab. 3.2 possui a convergência da direção de máxima não gaussianidade como critério de parada. Isto é, determina-se apenas um único vetor de separação \mathbf{w} da matriz de separação \mathbf{W} . Uma metodologia possível, mas nem estratégica e tão pouco viável, é repetir o algoritmo várias vezes com diferentes condições iniciais até que se obtenha todas as direções possíveis de máxima não

gaussianidade. Salienta-se que este processo pode resultar na reposta de uma determinada direção várias vezes no processo de repetição do algoritmo, por isso sua caracterização não estratégica e inviável. Desta maneira, apresentam-se dois modos utilizados na obtenção das demais direções, que por sua vez representam as componentes independentes.

3.4.9 Estimação de Vários Componentes

A estratégia adotada na determinação dos demais vetores de separação \mathbf{w} é fundamentada na ortogonalidade entre os vetores da matriz de separação \mathbf{W} . Esta propriedade é respaldada pela restrição de busca no espaço ortogonal, uma vez que a PCA aplicada ao conjunto de dados branqueados determina a matriz transformação linear \mathbf{T} da decomposição via SVD. Isto cria a restrição de ortogonalidade entre os vetores de separação, expressa pela Eq. (3.56).

$$E\{(\mathbf{w}_i^T \mathbf{z})(\mathbf{w}_j^T \mathbf{z})\} = \mathbf{w}_i^T \mathbf{w}_j \quad (3.56)$$

A estimação das outras direções deve inserir, a cada iteração ou intervalo de interesse, no algoritmo da maximização da negentropia a verificação para vetores ortogonais. A metodologia de Gram Schmidt é empregada para garantir vetores ortogonais ou ortonormais (ortogonal com norma euclidiana), na qual a estimação dá-se serial ou paralela.

3.4.9.1 Estimação Serial

Nesta metodologia os vetores de separação são estimados de modo serial, isto é, determina-se o vetor \mathbf{w}_p correspondente ao componente independente p , em sequência o algoritmo da maximização da negentropia para o próximo vetor \mathbf{w}_{p+1} é computado com passo adicional de retirada das projeções \mathbf{w}_p determinadas nos passos anteriores. Portanto, a cada nova direção de busca a quantidade de restrições são aumentadas. Eq. (3.57) apresenta a restrição da ortonormalização serial.

$$\mathbf{w}_p = \mathbf{w}_p - \sum_{j=1}^{p-1} (\mathbf{w}_p^T \mathbf{w}_j) \mathbf{w}_j \quad (3.57)$$

Uma desvantagem desta técnica reside no erro de propagação, ou seja, se há algum erro na estimação da direção, ele irá perpetuar nas demais estimações, visto que as próximas direções devem ser ortogonais às anteriores. A Tab. 3.3 apresenta o algoritmo do ponto fixo na maximização da não gaussianidade via negentropia e ortonormalização serial, atenta-se que esta metodologia também é conhecida como estimação de fontes por deflação (SUYAMA, 2007).

Tabela 3.3 – Algoritmo ponto fixo da maximização da não gaussianidade via negentropia e ortonormalização serial (Adaptada de HYVÄRINEN et al., 2001).

1. Centralização dos dados, média nula.
2. Branqueamento dos dados, vetor \mathbf{z} .
3. Escolha m , número de componentes independentes a estimar. Estabeleça $p = 1$.
4. Escolha um vetor de separação \mathbf{w}_p inicial de norma unitária.
5. Atualize $\mathbf{w}_p = E\{\mathbf{z}g(\mathbf{w}_p^T \mathbf{z})\} - E\{g'(\mathbf{w}_p^T \mathbf{z})\}\mathbf{w}_p$, onde $g(\cdot)$ é definido nas Eqs. (3.51) e (3.52).
6. Faça a ortonormalização $\mathbf{w}_p = \mathbf{w}_p - \sum_{j=1}^{p-1} (\mathbf{w}_p^T \mathbf{w}_j) \mathbf{w}_j$
7. Normalize $\mathbf{w}_p = \mathbf{w}_p / \|\mathbf{w}_p\|$.
8. Caso \mathbf{w}_p não convirja, retorne passo 5.
9. Estabeleça $p = p + 1$. Se $p \leq m$, volte passo 4.

3.4.9.2 Estimação Paralela

Nesta metodologia de estimação os vetores não mais são determinados um após o outro, são calculados em paralelo. Isto é, determinam-se todos os vetores \mathbf{w}_i em conjunto e, em sequência, para garantir a ortogonalidade entre os vetores aplica-se o método da ortonormalização simétrica, expressa na Eq. (3.58).

$$\mathbf{W} = (\mathbf{W}\mathbf{W}^T)^{-1/2}\mathbf{W} \quad (3.58)$$

Hyvärinen et al. (2001) discorre a vantagem da estimativa paralela, onde nenhum vetor é privilegiado sobre outro, corroborando na redução de erros de propagação de estimações anteriores. Além disto, em problemas de grandes dimensões a técnica da ortonormalização simétrica permite trabalhos via computação paralela. A estimação de fontes pela metodologia da ortonormalização simétrica é semelhante ao algoritmo apresentado na Tab. 3.3, porém com mudanças nos passos da quantidade de vetores \mathbf{w}_i que são calculados por iteração, bem como na técnica de ortonormalização da matriz \mathbf{W} . Apresenta-se na Tab. 3.4 o algoritmo do ponto fixo na maximização da maximização da não gaussianidade via negentropia e ortonormalização paralela.

Tabela 3.4 – Algoritmo ponto fixo da maximização da não gaussianidade via negentropia e ortonormalização paralela (Adaptada de HYVÄRINEN et al., 2001).

1. Centralização dos dados, média nula.
2. Branqueamento dos dados, vetor \mathbf{z} .
3. Escolha m , número de componentes independentes a estimar.
4. Escolha os vetores de separação $\mathbf{w}_i, i = 1, \dots, m$, iniciais de norma unitária. Ortonormalize a matriz \mathbf{W} conforme passo 6.
5. Para cada $i = 1, \dots, m$, atualize $\mathbf{w}_i = E\{\mathbf{z}g(\mathbf{w}_i^T \mathbf{z})\} - E\{g'(\mathbf{w}_i^T \mathbf{z})\}\mathbf{w}_i$, onde $g(\cdot)$ é definido nas Eqs. (3.51) e (3.52).
6. Faça a ortonormalização simétrica $\mathbf{W} = (\mathbf{W}\mathbf{W}^T)^{-1/2}\mathbf{W}$
7. Caso \mathbf{w}_i não convirja, retorne passo 5.

A escolha inicial do vetor de separação, seja na estimação paralela ou serial, implica no número de iteração na busca da direção de máxima não gaussianidade. Destaca-se que em problemas de otimização o mínimo (ou máximo) global nem sempre é obtido, pois existem regiões de mínimos locais, que podem comprometer a eficácia durante a estimação dos vetores. A Fig. 3.11 ilustra a problemática dos valores iniciais com os mínimos localizados na função objetivo.

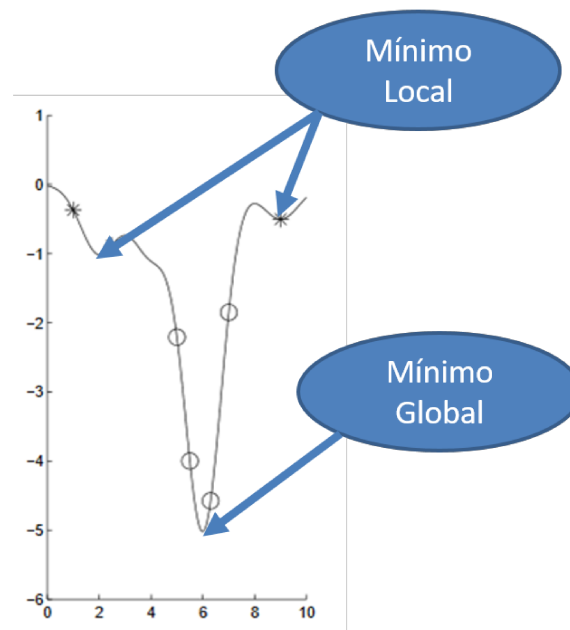


Figura 3.11 – Ilustração do problema do mínimo local (Adaptada de HIMBERG, 2004).

Nota-se na Fig. 3.11 a função objetivo possui um mínimo global e dois mínimos locais. Os vetores iniciais são representados pelos pontos marcados por círculos e asteriscos. Observa-se que dependendo da escolha inicial é mais propício a direção de mínimo global (pontos do tipo círculo) ou mínimos locais (pontos do tipo asteriscos). Portanto, os componentes estimados podem apresentar diversos padrões em função da escolha inicial dos vetores de separação.

3.5 Alternativas Para Estimativas Confiáveis

Com a finalidade de minimizar esta característica estatística, várias metodologias somadas à ICA visam resolver o problema da solução instável, como por exemplo: validação estatística da confiabilidade dos resultados (UNNISA et al., 2014 e MEINECKE et al., 2002), análise de correlação entre os sinais das componentes separadas e das fontes referências (LEE et al., 2015), realimentação da ICA pelas componentes estimadas anteriormente (MORETO, 2008). Em particular, Himberg et al. (2004) apresenta uma metodologia baseada na repetição do algoritmo ICA com diversas condições iniciais, em sequência utiliza um processo de agrupamento hierárquico das componentes independentes obtidas e elege as

principais componentes conforme um índice de qualidade (mensura a distância entre os componentes do próprio grupo e distância com os componentes dos outros grupos) do agrupamento.

De fato, a técnica proposta por Himberg et al. (2004) é uma das ferramentas mais poderosas na obtenção de uma resposta estável, por exemplo, com sucesso em aplicações nas áreas: ressonância magnética (CORREA; ADALI; CALHOUN, 2007 e BEALL; LOWE, 2010), eletroencefalograma (NAIK; AL-TIMEMY; NGUYEN, 2016), remoção de artefato na análise de implante coclear (CASTAÑEDA-VILLA; JAMES, 2011), fontes na estrutura de cascas finas e submarinos (CHENG; ZHANG; HE, 2010), falha estrutural (SALEHI et al., 2013). O contra ponto desta estratégia reside-se em aplicações que necessitam de processamento em tempo real, pois requerem um procedimento massivo, intenso e complicado de cálculos.

Ainda relacionado ao problema de instabilidade da resposta, Giannakopoulous et al. (1999) apud Hyvärinen et al. (2001) na análise de problemas reais de alta complexidade recomendam a aplicação de diferentes algoritmos de ICA, pois podem revelar diferentes componentes. Aliada a esta sugestão, Tse et al. (2006) apresentam que alguns algoritmos são melhores na identificação de sinais comuns de vibração, enquanto outros estimam sinais de características impulsivas. Isto é, porventura algum algoritmo não será o melhor na determinação de todas as fontes.

3.6 ICA em Vibração

A abordagem utilizada para desenvolver e explicar os principais passos na ICA reside nas hipóteses do sistema misturador linear, instantâneo e sem ruído. Apesar das simplificações consideradas, as mesmas apresentam consistência em diversas aplicações. Porém, na análise de componentes quando o meio de transmissão ou caminho de propagação dá-se através de sistemas mecânicos, isto é, na presença de inércia e efeitos dinâmicos de acoplamento, as relações são regidas por equações diferenciais. Nestas configurações, os sistemas são governados por misturas dinâmicas ou convolutivas. A Eq. (3.59) expõe os sinais observados $x(t)$ em função de um sistema misturador convolutivo \mathbf{a}_k aplicado às fontes desconhecidas $s(t)$.

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} a_k s(t - k) \quad (3.59)$$

Nota-se que o sinal observado constitui de versões atrasadas da fonte pré multiplicada por coeficientes que variam com o atraso temporal k . Outra possível interpretação deste atraso deve-se pela velocidade de propagação da onda no meio, ou seja, há um atraso, por menor que seja, entre o sinal gerado e o observado.

O objetivo da ICA em sistemas convolutivos é determinar os coeficientes h_k que pré multiplicam os sinais observados, de modo que estimem os sinais das fontes. O problema descrito é expresso na Eq. (3.60).

$$y(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h_k x(t - k) \quad (3.60)$$

Verifica-se que após a determinação destes coeficientes o sinal estimado $y(t)$ representa a deconvolução do sinal observado. Portanto, o conjunto destes coeficientes constitui um filtro deconvolutivo, o qual na prática os filtros de resposta ao impulso finito (Finite Impulse Response - FIR) são suficientes para representar o processo de deconvolução. Hyvärinen et al. (2001) relata que apesar dos FIR serem a escolha padrão existem outras estruturas possíveis.

Devido ao potencial da técnica ICA, pesquisadores da comunidade de sistemas mecânicos iniciaram os estudos da aplicabilidade desta metodologia. Chauhan (2007) relata que apesar do grande avanço e diversos algoritmos de ICA aplicado às outras áreas, as técnicas voltadas a análise de vibração das fontes possuem um crescimento mais brando. Antoni (2005) apresenta em seu trabalho as principais particularidades e dificuldades ao aplicar a BSS no sistema mecânico frente às demais áreas.

- a) As misturas convolutivas frente as misturas instantâneas agregam complicadores na estimação, pois exigem vários coeficientes estimados para determinar um único filtro, onde cada filtro representa uma relação entre cada fonte com cada sensor de observação.
- b) Os sinais de um modo geral podem apresentar uma distribuição temporal e espacial. Os algoritmos apresentados consideram apenas uma variação temporal, isto é, são

perfeitamente localizados no espaço. Esta condição é naturalmente satisfeita nos sensores de medição, visto que são pontos de medição, porém uma fonte pode apresentar uma distribuição espacial. Ressaltam-se algumas situações onde a força distribuída no espaço pode ser substituída por uma força equivalente pontual.

- c) O número de fontes em um sistema mecânico é alto, pois uma fonte do tipo mecânica possui graus de liberdades adicionais devido a decomposição em 3 forças e 3 momentos. Apesar do elevado número de fontes, as componentes menos dominantes podem ser caracterizadas como componente do tipo ruído.
- d) O sistema deve ser inversível, ou seja, as fontes devem ser observadas nos pontos de medição. Para tanto, os sensores não devem ser posicionados em nós de vibração, bem como distâncias próximas um do outro, menor que o comprimento de onda de interesse.

Guimarães (2008) apud Silva (2015) menciona a inexistência de sistemas lineares, mas na prática estes sistemas permitem representar com boa aproximação vários problemas. Em respeito aos sistemas mecânicos é razoável admitir que o sistema tenha parâmetros invariantes no tempo.

No contexto da separação de fontes Mahvash e Lakis (2014) levantam uma questão sobre o processo de separação cega de fontes aplicada em sistemas mecânicos. Esses exemplificam em um mancal de rolamento a busca das componentes independentes, o qual é considerado um único componente ou um conjunto de componentes independentes formados por cada elemento rolante, pista interna, pista externa e gaiola. Ao final, consideram que o número de fontes é dado pelos componentes que são partes da estrutura, que podem ser reparados ou substituídos durante a manutenção. De certo modo, o conhecimento do mecanismo de funcionamento de uma máquina é fundamental na estimativa do número de fontes, para assim determinar o número de sensores na ICA.

Vários pesquisadores aplicam com sucesso a técnica da ICA em sistemas mecânicos para análise de falhas de engrenagens (LI, 2014, YPMA; LESHEM; DUIN, 2002 e ROAN; ERLING; SIBUL, 2002), defeitos em rolamentos (MAHVASH; LAKIS, 2014, TSE et al., 2006 e GELLE; COLAS; SERVIERE, 2001), pré-processamento na separação do ruído da vibração da máquina (GELLE; COLAS; SERVIERE, 2003 e KANAACK; KUNTER; FILBERT, 2002). Dentre os trabalhos apontados, observam-se o desenvolvimento da técnica da ICA no domínio do tempo e no domínio da frequência. Curiosamente, Ye et al.

(2006) demonstra que em situações específicas, baixas frequências, a mistura instantânea das fontes é válida, devido a fase nula entre fonte e sensor.

Gelle, Collas e Serviere (2000) em seu trabalho avalia a diferença das metodologias na análise temporal e espectral, e relata que a mistura convolutiva no domínio da frequência torna-se instantânea. Isto permite a aplicação de algoritmos da ICA desenvolvidos no contexto da mistura instantânea. Porém, Hyvärinen et al. (2001) atenta-se as ambiguidades da permutação e escala nesta situação. Este menciona o aumento da complexidade no domínio da frequência frente ao temporal, pois é prática e interessante realizar a análise em bandas de frequências, isso remete a permutação e escala das fontes por banda de frequência.

3.7 ICA em Sistemas Convolutivos

O método da transformada de Fourier é útil para contornar misturas convolutivas, pois a convolução torna-se uma relação de produto no domínio da frequência. Assim aplica-se a transformada de Fourier em ambos os lados da Eq. (3.59) e obtém-se com Eq. (3.61) a relação no domínio da frequência.

$$X_i(f) = \sum_{j=1}^n A_{ij}(f) S_j(f) \quad (3.61)$$

Onde $X_i(f)$, $A_{ij}(f)$ e $S_j(f)$ são a transformada de Fourier de $x_i(t)$, $a_{ij}(t)$ e $s_j(t)$, respectivamente.

Apesar da mistura convolutiva transformar num mistura instantânea no domínio da frequência, há o contraponto da matriz de mistura ser função da frequência, o qual aliado à indeterminância de ordem apresenta um efeito complicador na recuperação da fonte global. Laporte (2010) expõe o uso da correlação entre sinais recuperados por banda de frequência para a recuperação global da componente independente.

Atenta-se que no domínio da frequência o problema é tratado no conjunto dos números complexos. Para tanto, Hyvärinen et al. (2001) expressa, no caso complexo, que a distribuição para variáveis complexas são normalmente esferas simétricas, então apenas o módulo da não gaussianidade é suficiente na determinação das componentes independentes. Desta forma, a Eq. (3.46) é apresentada, no caso complexo, na Eq. (3.62):

$$J_G(\mathbf{w}) = E\{G(|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2)\} \quad (3.62)$$

Onde o sobrescrito H representa a operação hermitiana (transposta conjugada), e recomenda-se a função $G(\cdot)$, para o caso complexo, menos sensível ainda aos *outliers*. As funções $G(\cdot)$ e suas derivadas $g(\cdot)$ são expressas nas Eqs. (3.63) a (3.65).

$$G_1(y) = \sqrt{a_1 + y}, \quad g_1(y) = \frac{1}{2\sqrt{a_1 + y}} \quad (3.63)$$

$$G_2(y) = \log(a_2 + y), \quad g_2(y) = \frac{1}{a_2 + y} \quad (3.64)$$

$$G_3(y) = \frac{1}{2}y^2, \quad g_3(y) = y \quad (3.65)$$

As constantes a_1 e a_2 são arbitrárias, mas Hyvärinen (2001) recomenda valores próximos a 0,1.

Por fim, o algoritmo do ponto fixo da maximização da não gaussianidade via negentropia e ortonormalização paralela é apresentado na Tab. 3.5. Cita-se que para os outros casos basta substituir a operação transposta pela operação hermitiana.

Tabela 3.5 – Algoritmo ponto fixo da maximização da não gaussianidade via negentropia e ortonormalização paralela, conjunto dos números complexos.

1. Centralização dos dados, média nula.
2. Branqueamento dos dados, vetor \mathbf{z} .
3. Escolha m , número de componentes independentes a estimar.
4. Escolha os vetores de separação $\mathbf{w}_i, i = 1, \dots, m$, iniciais de norma unitária. Ortonormalize a matriz \mathbf{W} conforme passo 6.
5. Para cada $i = 1, \dots, m$, atualize $\mathbf{w}_i = E \left\{ \mathbf{z} g(\mathbf{w}_i^H \mathbf{z}) * g(|\mathbf{w}_i^H \mathbf{z}|^2) \right\} - E \left\{ g(|\mathbf{w}_i^H \mathbf{z}|^2) + |\mathbf{w}_i^H \mathbf{z}|^2 g'(|\mathbf{w}_i^H \mathbf{z}|^2) \right\} \mathbf{w}_i$, onde $g(\cdot)$ é definido nas Eqs. (3.63), (3.64) e (3.65).
6. Faça a ortonormalização simétrica $\mathbf{W} = (\mathbf{W}\mathbf{W}^H)^{-1/2} \mathbf{W}$
7. Caso \mathbf{w}_i não convirja, retorne passo 5.

De resto expõem-se que o algoritmo do FastICA, implementado em MatLab®, encontra-se em Apêndice A, em ambas versões: números reais e números complexos.

3.8 Outras Metodologias da ICA

Além da técnica do FastICA existem diversas outras com propostas e caminhos diferentes para obter a separação das componentes independentes.

3.8.1 Jade

A estimação deste método baseia-se nos tensores cumulantes de ordens superiores. Os tensores são considerados generalização de matrizes ou operadores lineares, assim tensores cumulantes são generalização da matriz de covariância. A matriz de covariância exemplifica um tensor cumulante de segunda ordem, assim um tensor de quarta ordem pode ser considerado como uma matriz de dimensão quatro cujos elementos são cumulantes de quarta ordem.

Conforme exposto, a EVD possibilita o branqueamento da matriz de covariância, isto é, os cumulantes de segunda ordem são iguais a zero. Assim, a ideia é diagonalizar o tensor cumulante de quarta ordem tal que os cumulantes de quarta ordem também o sejam. Lembra-se que a independência é uma propriedade muito mais forte que a descorrelação, e por isso o uso das ordens superiores.

Um dos principais algoritmos baseados nos métodos tensoriais é o proposto por Cardoso e Souloumiac em 1993, chamado de Jade, do inglês – *Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices*. O algoritmo e código implementado no MatLab® é disponibilizado por Cardoso (2013), o qual permite trabalhar tanto no conjunto dos números reais quanto complexos. Atenta-se que devido aos cumulantes de altas ordens requerem muitos cálculos, o método é recomendado para problemas de baixas dimensões.

3.8.2 Sobi

Além da técnica da maximização da não gaussianidade e diagonalização dos cumulantes de ordem superior, há métodos que visam obter a independência estatística entre componentes analisando a estrutura temporal dos dados. O princípio da metodologia situa-se em analisar a estatística de segunda ordem em diferentes atrasos temporais.

Sinais dos sensores observadores normalmente apresentam autocovariância temporal diferente de zero, pois apresentam dependências temporais, mas componente independentes apresentam covariância temporal cruzada igual a zero. Assim busca-se uma matriz de separação, que permita além da diagonalização da matriz de covariância instantânea (branqueamento) a diagonalização da matriz de covariância temporal entre componentes independentes.

O Sobi, do inglês – *Second Order Blind Separation*, é um dos algoritmos mais clássicos que utilizam várias matrizes de covariância atrasada em diferentes tempos para recuperar as componentes independentes. Belouchrani et al. (1997) é o idealizador do Sobi e o código de implementação em MatLab® é disposto por Aludnam (2011). A grande desvantagem do método reside em não conseguir estimar componentes que tenham distribuições idênticas (HYÄRINEN et al., 2001).

3.8.3 EBM

Nesta metodologia Li e Adali (2010) introduzem um novo estimador da entropia, que aproxima a entropia de uma variável aleatória, dadas as observações, utilizando a entropia limite máxima compatível a quantidade de amostras. Relaciona-se o estimador ao nome do algoritmo EBM, do inglês *Entropy Bound Minimization*. Assim ao invés de minimizar a estimação da entropia, busca-se minimizar a entropia limite máxima.

Segundo os autores, a densidade da entropia máxima é mais compatível com os dados amostrais e menos dependente com os valores não amostrados. Assim, não há aproximação da entropia e não há dependência dos momentos de ordem superior, que são sensíveis aos *outliers*. Outra diferença listada pelos autores reside no cálculo de várias entropias máximas, com intervalos distintos, e utiliza-se a mais limitante, enquanto em outras metodologias há apenas uma única entropia estimada.

Destacam, também, que o estimador proposto auxilia a ICA na recuperação de fontes com distribuição sub ou super gaussianas, unimodal ou multimodal, simétrico ou não simétrica.

O algoritmo implementado em MatLab® é compartilhado pela MLSP-Lab (2016) em versões que trabalham no conjunto dos números reais e complexos.

3.8.4 ERBM

Na ERBM, do inglês *Entropy Rate Bound Minimization*, baseia-se na separação cega de fontes via função contraste de não gaussianidade concomitante às correlações temporais entre as fontes. A entropia, para relações temporais, é expressa como o limite da entropia conjunta de n variáveis, quando n tende ao infinito e, assim, denominada de entropia média.

Em sequência a minimização da entropia média é convertido num problema de minimização da entropia limite máxima. Destaca-se o tempo de processamento como a grande desvantagem da técnica. Em contrapartida, apresenta resultados superiores à várias outras metodologias (GOMEZ-HERRERO, 2010).

Assim como no caso do EBM, o algoritmo implementado em MatLab® é partilhado pela MLSP-Lab (2016) para conjunto dos número reais e complexos.

CAPÍTULO IV

APLICAÇÃO DA ICA EM SINAIS TEÓRICOS

Esta etapa objetiva avaliar as diferentes metodologias da ICA na recuperação das fontes. Para tanto propõe-se estudar sinais fontes presentes nos compressores herméticos alternativos misturados em sistemas lineares instantâneos, com coeficientes reais e complexos. Em sequência parte-se para simulação destes sinais num sistema mecânico composto de funções transferências do compressor.

4.1 Sinais Teóricos

Os sinais escolhidos para representar o conjunto de fontes, na análise das metodologias, representam a variação da pressão na câmara de compressão, o deslocamento da válvula de sucção, o deslocamento da válvula de descarga e a força magnética do motor elétrico. As fontes descritas são obtidas dos trabalhos de Neto (2015) para a força magnética, Rodrigues (2003) para a pressão na câmara de compressão e Rovaris (2004) para os deslocamentos das válvulas de descarga e sucção, para mais detalhes recomenda-se consultar os autores supracitados. A seguir, na Fig. 4.1 apresentam-se as fontes, denominadas teóricas, utilizadas ao longo do capítulo.

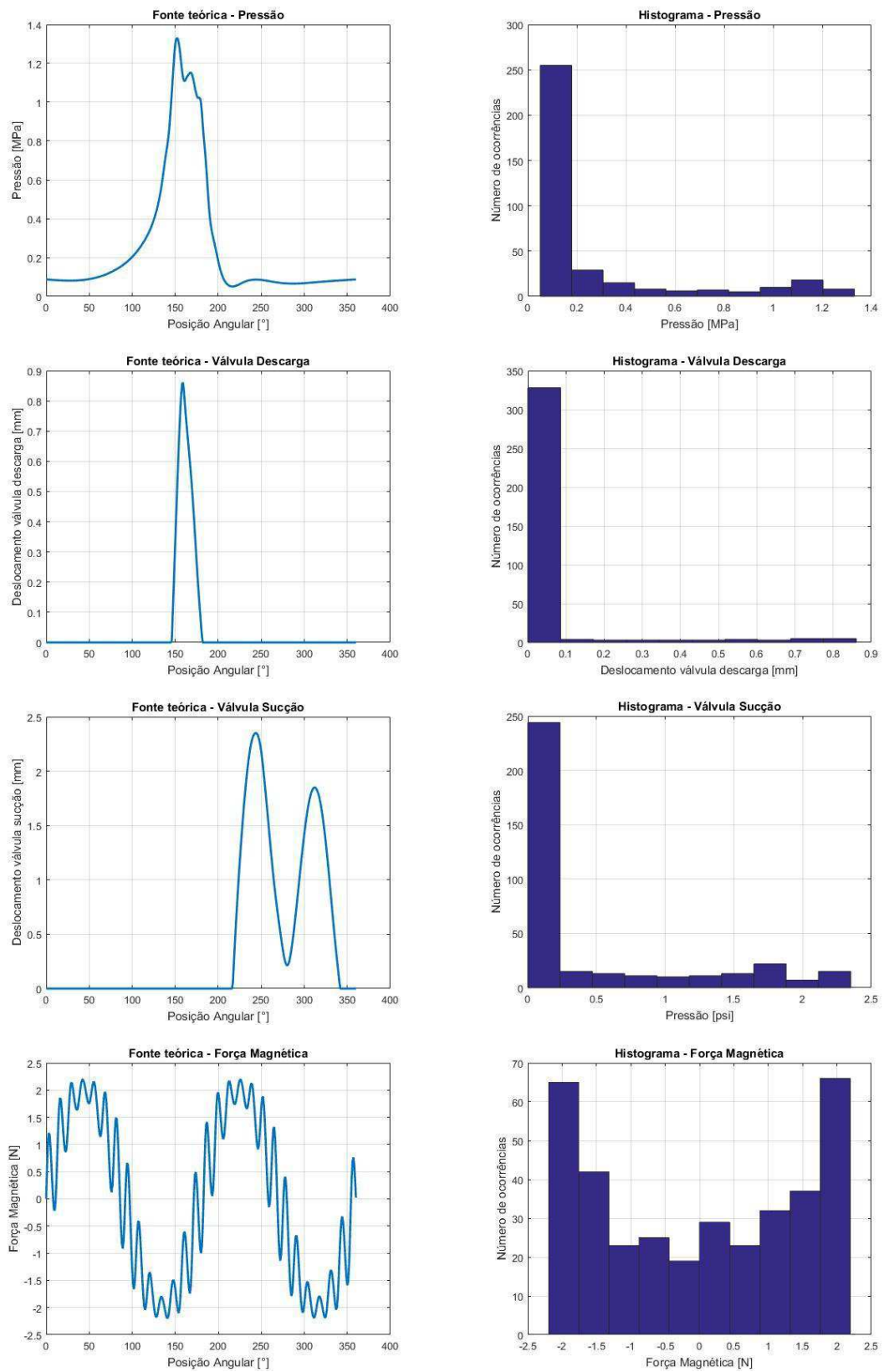


Figura 4.1 – Fontes teóricas no domínio do tempo (posição angular do rotor) e histogramas.

As fontes teóricas consistem de sinais com características transientes e harmônicas. A pressão na câmara de compressão, bem como o deslocamento das válvulas de sucção e descarga são exemplos de sinais transientes, nota-se no histograma destes sinais o maior número de ocorrência na faixa à esquerda, que representam os instantes onde a amplitude do sinal é mínima. Por sua vez, a força magnética constitui da somatória de vários harmônicos, percebe-se em seu histograma que as maiores ocorrências ocorrem nos valores máximos e mínimos de amplitude.

Os sinais temporais, expressos via posição angular do rotor, permitem verificar que os eventos transientes iniciam e perduram em instantes de tempo, ou posição angular, diferentes para cada fonte. Ainda, nota-se, que algumas fontes sobrepõem durante alguns intervalos de tempo, por exemplo, a abertura da válvula de descarga ocorre próximo ao instante de amplitude máxima da pressão na câmara de compressão, por sua vez a válvula de sucção apresenta dois instantes de máximas amplitudes, presentes após o fechamento da válvula de descarga e, portanto, posterior a redução da pressão da câmara de compressão.

Apesar das características transientes presentes nos sinais teóricos da pressão e deslocamento das válvulas, para a análise da recuperação das fontes considera-se periodicidade dos eventos, isto é, após um ciclo do rotor seguem outros ciclos. Tal situação, permite aumentar o número de pontos dos sinais, bem como contribui para a resolução em frequência, quando análise no domínio espectral. Ademais, segundo o teorema do limite central é interessante que o número de amostras seja suficientemente grande a fim de garantir a aproximação de uma distribuição normal (HYVÄRINEN et al., 2001).

Diante do exposto, considera-se uma amostra com 15 ciclos de repetição dos sinais apresentados na Fig. 4.1, totalizando aproximadamente 5500 pontos, com frequência de aquisição de 21600 *Hz* e tempo de aquisição próximo a 0,25 segundos. Na Fig. 4.2 dispõem-se os sinais temporais e os respectivos auto espectro de frequência até 4000 *Hz*.

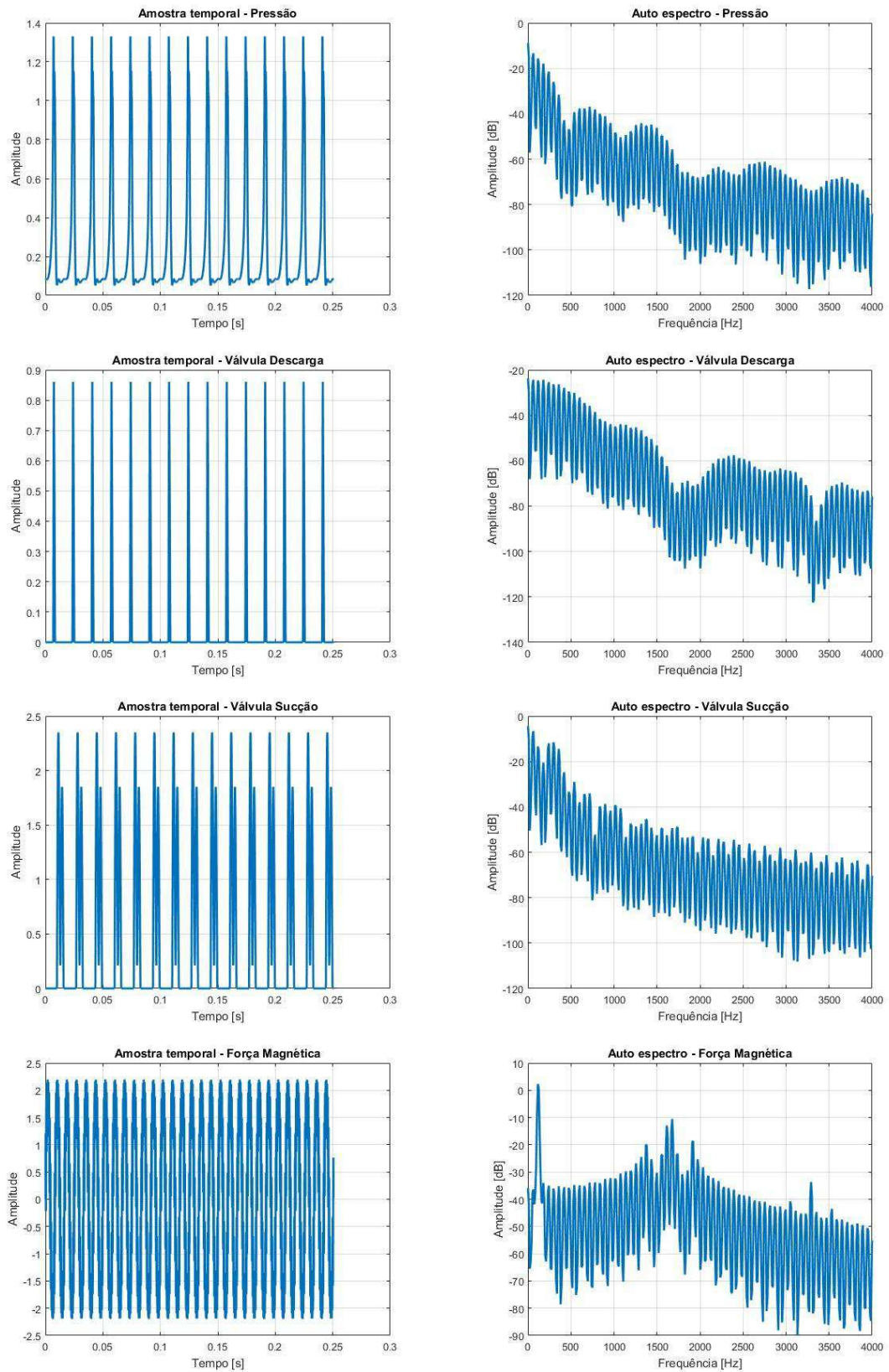


Figura 4.2 – Amostra dos sinais teóricos, domínio do tempo e espectros de frequência.

Expõem-se que as amostras, dispostas na Figura 4.2, são tratadas como adimensionais, pois busca-se avaliar o comportamento da ICA frente a curvas características nos compressores herméticos alternativos.

O estudo da recuperação das fontes reside na análise comparativa das cinco metodologias apresentadas nos fundamentos da análise de componentes independentes, são elas: FastICA, Jade, Sobi, EBM e ERBM. Expressa-se que o FastICA é usada com estimação paralela e função não quadrática tangente hiperbólica, as demais são utilizadas nas configurações padrões. Em conjunto às metodologias propostas utiliza-se o índice de desempenho proposto por Amari, o qual traduz se a separação das componentes independentes é total (AMARI, 1998). O índice denominado como erro Amari é expresso na Eq. (4.1).

$$e(\mathbf{B}) = \frac{1}{2n(n-1)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{\sum_{j=1}^n |b_{ij}|}{\max_j |b_{ij}|} - 1 \right) + \frac{1}{2n(n-1)} \sum_{j=1}^n \left(\frac{\sum_{i=1}^n |b_{ij}|}{\max_i |b_{ij}|} - 1 \right) \quad (4.1)$$

onde \mathbf{B} é o produto da matriz de separação \mathbf{W} pela matriz de mistura \mathbf{A} e n é a dimensão de \mathbf{B} . Caso a separação seja total, a matriz \mathbf{B} é dita matriz de permutação. O erro Amari varia de 0 a 1, onde assume valor 0 caso a matriz \mathbf{B} é de permutação, assim quanto mais próximo de 0 melhor é o processo de separação das fontes.

4.2 Mistura Linear Instantânea

4.2.1 Domínio Temporal

O primeiro grupo de análise na separação das fontes via metodologia da independência das componentes independentes, considera a matriz de mistura constituída por coeficientes reais. O sistema resultante desta configuração é dito instantâneo, pois o sinal do sensor é formado pelo somatório das fontes ponderadas pelos coeficientes da matriz de mistura. Na Eq. (4.2) apresenta-se o sistema com mistura linear instantânea.

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}_{real}\mathbf{s}(t) \quad (4.2)$$

onde $\mathbf{x}(t)$ é a matriz com os sinais misturados, \mathbf{A}_{real} é a matriz de mistura formada por coeficientes reais e $\mathbf{s}(t)$ é a matriz com as fontes teóricas no domínio do tempo, que por sua vez permite alegar que $\mathbf{x}(t)$ contém sinais misturados no domínio temporal.

Na primeira etapa apresenta-se o erro Amari das cinco metodologias. Devido ao processo de obtenção da matriz de separação constituir-se do pré-processamento via PCA e da otimização de uma função contraste que mensura a independência estática, a matriz de separação é passível de mínimo local, conforme apresentado na Fig. 3.11. Deste modo, apresenta-se o erro Amari para 100 repetições em cada metodologia. Os resultados são dispostos na Fig. 4.3, via diagrama de caixas.

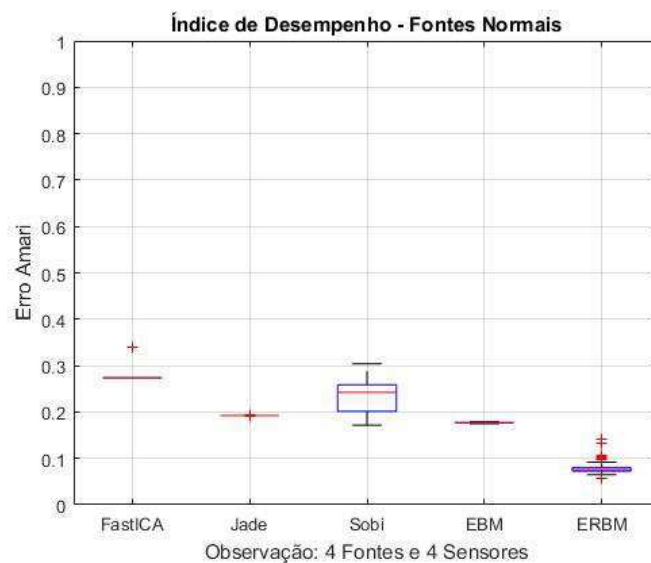


Figura 4.3 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal.

Observa-se, na Fig. 4.3, que o ERBM é a melhor técnica para obtenção das componentes independentes. Em sequência encontram-se EBM, Jade, Sobi e FastICA. Destaca-se que o Sobi apresenta valores com maior desvio padrão, pois os quartis inferiores e superiores estão mais distantes da mediana. Além disto, nota-se um valor discrepante na metodologia do FastICA, enquanto o ERBM apresenta vários valores discrepantes a sua mediana.

Em sequência verifica-se a influência do ruído na recuperação das fontes, para tanto são propostas duas situações. Na primeira adiciona ruído gaussiano em cada sinal de mistura, enquanto na segunda análise há uma fonte do tipo ruído, onde esta fonte apresenta características gaussianas. Nas Figs. 4.4 e 4.5 expõem-se os erros para 100 repetições.

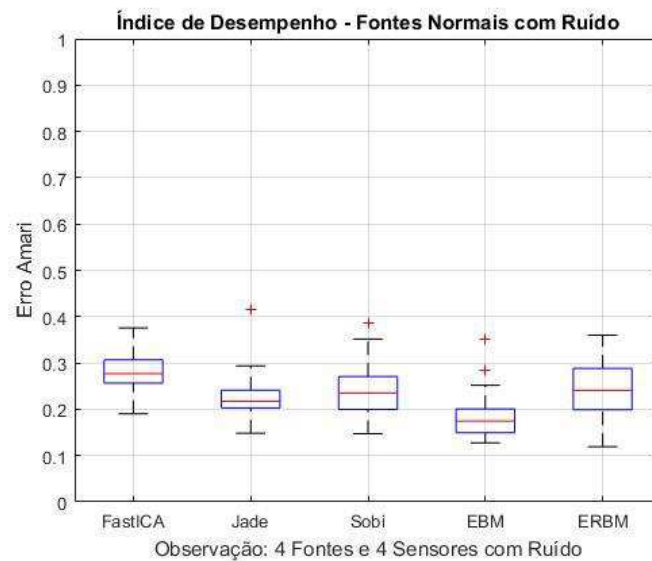


Figura 4.4 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal, com aditivo de ruído.

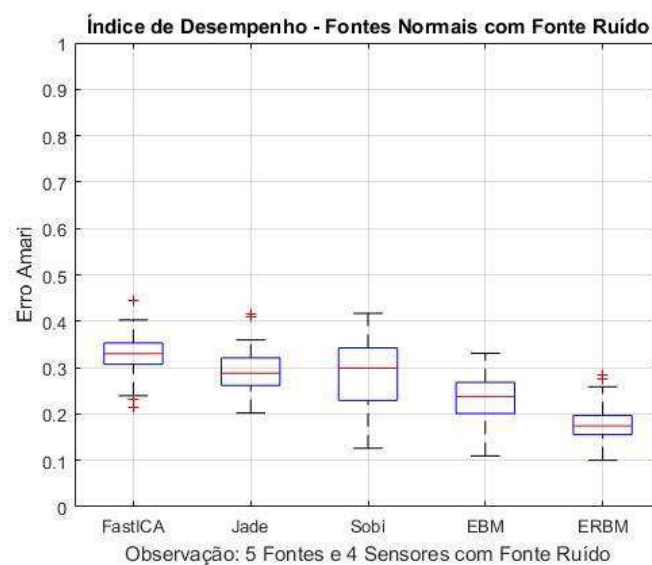


Figura 4.5 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal, com fonte de ruído.

Notam-se das Figs. 4.4 e 4.5 que o ruído piora o desempenho das metodologias na busca da matriz de separação. Em todos os casos o erro Amari apresenta aumento de valor. Outro ponto destacável reside no aumento do desvio padrão do erro, bem como na quantidade de pontos discrepantes à amostra de erros.

Na situação onde o erro é aditivo aos sinais de mistura as metodologias Jade e EBM destacam-se, pois possuem os menores erros e desvio padrão, ainda afirma-se que estas possuem as menores variações quando comparadas a situação com fontes normais, conforme Fig. 4.3. Por sua vez a técnica do ERBM, destacada como a melhor para separação de fontes normais, é muito sensível ao ruído, situa-se como a segunda pior metodologia na separação de fontes.

Quando há a presença de uma fonte de ruído em conjunto com as fontes teóricas, Fig. 4.5, o ERBM destaca-se novamente como a melhor técnica na separação dos componentes. Observa-se que os resultados, quanto a classificação das melhores metodologias, assemelham-se aos apresentados na situação com fontes teóricas, pois a fonte de ruído funciona como uma quinta fonte no sistema. Por fim, nota-se que o erro Amari nesta configuração é superior ao erro para ruído adicionado aos sinais de mistura, relaciona-se este fato ao número de sensores, iguais a 4, para separação das fontes. A fim de verificar a influência do número de sensores ilustra-se na Fig. 4.6 a mesma situação, mas com 5 sensores.

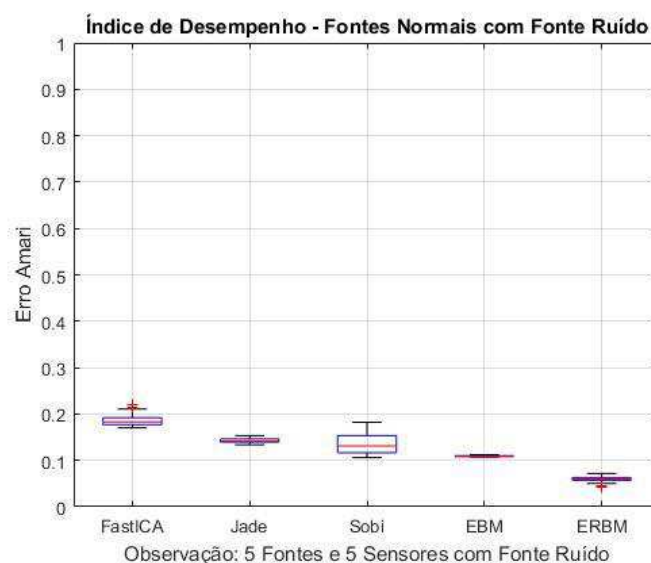


Figura 4.6 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal, com fonte de ruído e número de fontes iguais ao número de sensores.

Para situação onde o número de fontes iguala-se ao número de sensores, verifica-se que os erros diminuíram em todas as metodologias, infere-se que a fonte de ruído melhora a busca da matriz de separação, isto é, após o pré-processamento e durante a otimização das funções contrastes, a fonte gaussiana auxilia na identificação das componentes não gaussianas, pois torna a mistura mais gaussiana. Ao final, a componente restante é dita gaussiana, o que de fato corresponde a quinta fonte do sistema.

Diante do exposto, verifica-se o aumento do número de sensores para ambas situações de ruído: aditivo ao sinal de mistura, isto é, ao sinal adquirido pelos sensores; e fonte de ruído em conjunto com as fontes teóricas. Os índices de desempenho são expostos na Fig. 4.7 e 4.8.

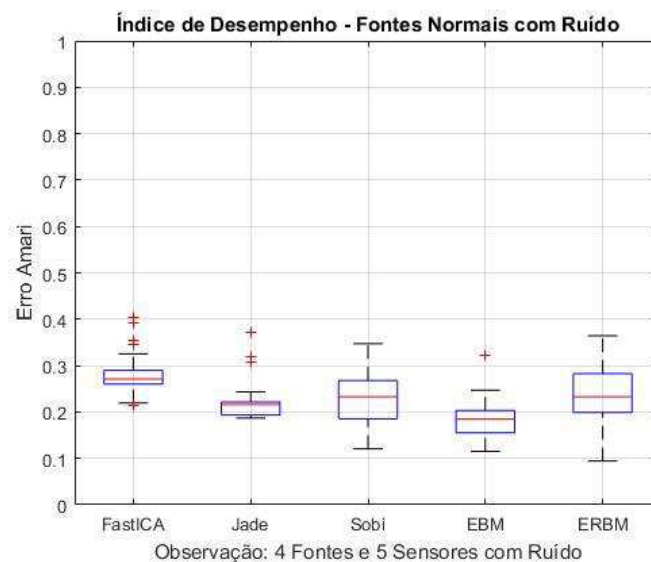


Figura 4.7 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal, com aditivo de ruído e número de sensores superior ao número de fontes.

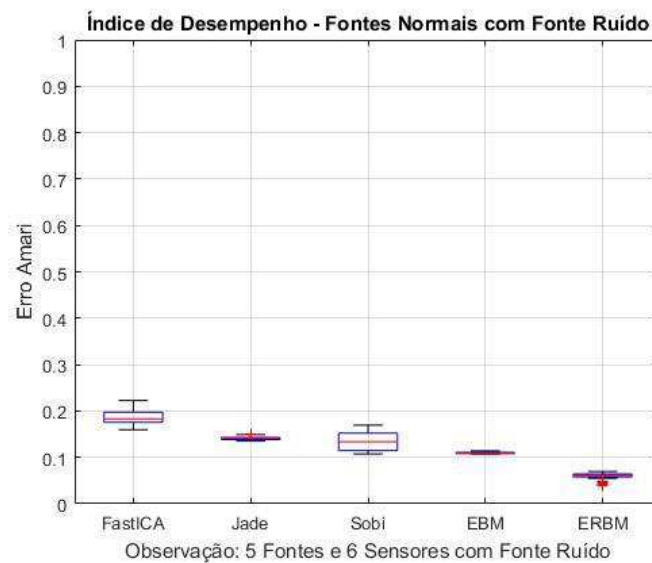


Figura 4.8 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal, com fonte de ruído e número de sensores superior ao número de fontes.

Conforme exposto nas Figuras 4.7 e 4.8 e em conjunto com os valores dispostos nas Figuras 4.4 e 4.6, o aumento do número de sensores em relação ao número de fontes pouco contribuem no índice de desempenho das metodologias para recuperação das fontes.

Apesar do número de sensores representar pouco ganho na redução do erro Amari, a elevada quantidade de sensores, em conjunto com a PCA, permite deduzir a quantidade de fontes presentes nos sinais de mistura. Deste modo, apresenta-se na Fig. 4.9 a variância das direções principais, considerando o total de 8 sensores, para as situações: fontes normais (fontes teóricas), fontes normais com ruído (fontes teóricas e ruído em cada sensor) e fontes normais com fonte ruído (fontes teóricas mais fonte do tipo ruído).

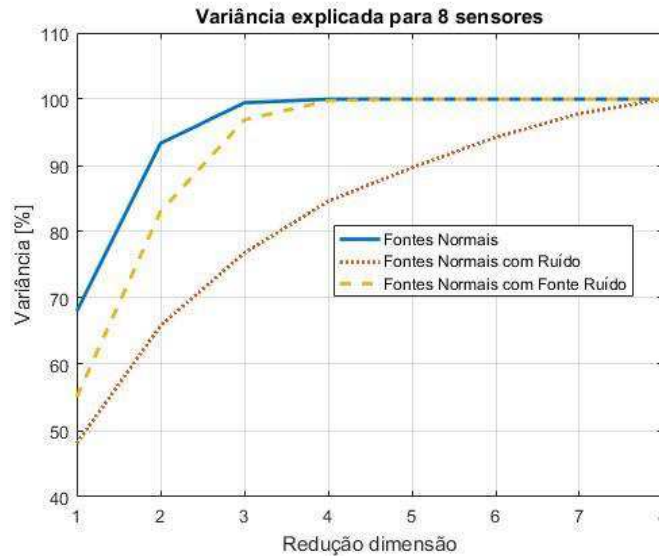


Figura 4.9 – Variância explicada via pré processamento da PCA para várias dimensões, para mistura linear instantânea – domínio temporal.

Constata-se que o número elevado de sensores auxilia na estimação da quantidade de fontes que constituem os sinais de mistura. Percebe-se que a variância se iguala a 100 % quando a redução da dimensão é suficiente para analisar todas as componentes presentes no sinal adquirido pelos sensores. Entretanto, atenta-se que a variância explicada é sempre igual a 100 % quando a dimensão é o mesmo do número de sinais observados. Portanto, para fontes normais com ruído a variância explicada não consegue deduzir que estão presentes as 4 fontes teóricas. Por sua vez, para as fontes normais e fontes normais com fonte de ruído, a variância explicada permite inferir a presença de 4 e 5 fontes, respectivamente.

4.2.2 Domínio Espectral

O segundo grupo de análise consiste em considerar a mistura linear e instantânea, porém difere-se da primeira no domínio de análise, onde examina-se a efetividade da separação das fontes no domínio espectral ou da frequência. Para tanto a equação que representa este sistema é apresentado na Eq. (4.3).

$$X(f) = A_{\text{complexo}} S(f) \quad (4.3)$$

onde $X(f)$ representa a matriz dos sinais misturados no domínio da frequência, $A_{complexo}$ é uma matriz de mistura com coeficientes complexos e $S(f)$ é a matriz que contém as fontes teóricas no domínio espectral.

Semelhante a análise no domínio do tempo, apresentam-se, na Fig. 4.10, os erros Amari para 100 repetições das cinco metodologias. Atenta-se, nesta etapa, que os algoritmos FastICA, Jade, EBM e ERBM possuem versões implementadas que permitem realizar a busca dos coeficientes da matriz de separação no conjunto dos números complexos, por sua vez a metodologia do Sobi possui busca apenas no conjunto dos números reais. Destaca-se que o índice de desempenho proposto por Amari é válido para classificar os processos de separação de fontes no domínio da frequência.

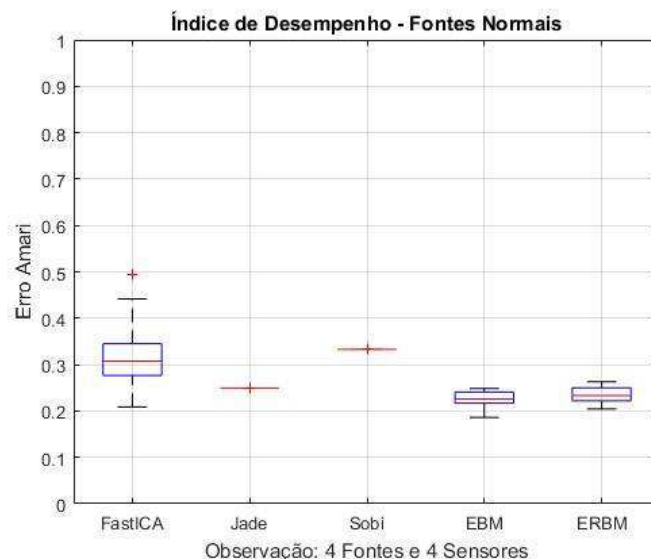


Figura 4.10 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio espectral.

Constata-se as metodologias Jade, EBM e ERBM semelhantes ao índice de desempenho, onde a variação do índice para Jade é a menor de todas. Por outro lado, o FastICA possui a maior variação do erro Amari, já o Sobi apresenta o pior resultado e com pouca variação. Ao comparar os valores do índice proposto por Amari, para as mesmas fontes teóricas, no domínio espectral e no domínio do tempo, verifica-se o menor valor de erro quando a análise situa-se no domínio do tempo.

Em sequência, nas Figs. 4.11 e 4.12, dispõem-se os diagramas de caixas para análise no domínio da frequência, quando o sistema contém ruído em todos os sensores e quando o ruído é uma fonte em conjunto com as fontes teóricas.

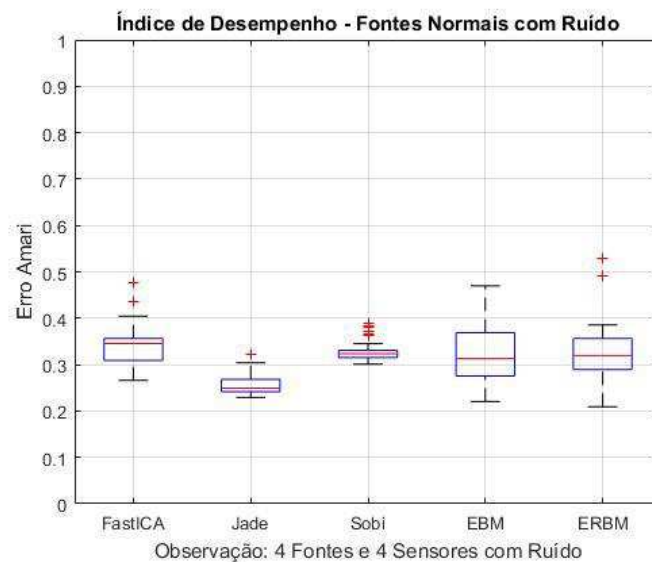


Figura 4.11 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio espectral, com aditivo de ruído.

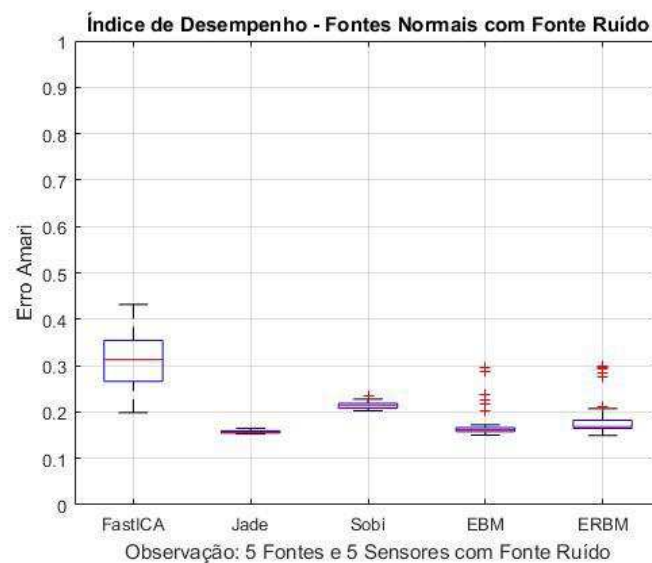


Figura 4.12 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio espectral, com fonte de ruído.

Verifica-se o aditivo aos sinais de mistura prejudiciais ao processo de recuperação das fontes. Nota-se o ERBM, EBM e, principalmente, o Sobi como as metodologias as mais sensíveis ao ruído, por consequência elencam-se como as piores na análise dos componentes independentes no domínio espectral. Por sua vez, o Jade apresenta-se como o menos sensível aos sinais gaussianos, bem como a melhor técnica para recuperar as fontes de teóricas. Por fim, o FastICA possui erros ligeiramente piores a situação sem ruído, e assemelha-se aos resultados do EBM e ERBM.

Na análise da fonte de ruído, consta-se, novamente, a presença benéfica da fonte gaussiana. Os índices de desempenho melhoram substancialmente quando comparados a ausência de ruído. O Jade ainda se destaca como a melhor metodologia, seguido do EBM e ERBM, atenta-se a presença de valores discrepantes na EBM e ERBM. A fonte de ruído gaussiana também contribui para a metodologia, mas muito pouco quando comparado às outras. No que tange o Sobi, a busca por uma matriz de números do conjunto real, inviabiliza a sua aplicação no domínio espectral.

Por fim, dispõem-se na Fig. 4.13 a variância explicada da redução de dimensão quando o número de sensores é superior ao número de fontes. Objetiva-se verificar se o pré-processamento de dados é válido independente do domínio aplicado para misturas instantâneas.

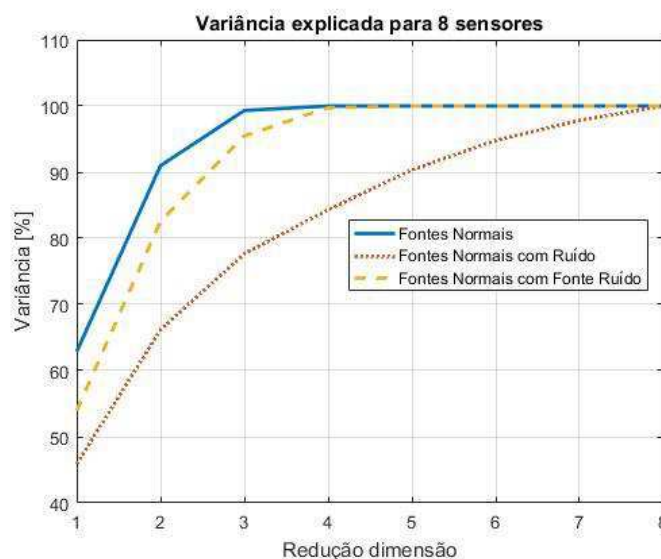


Figura 4.13 – Variância explicada via pré processamento da PCA para várias dimensões, para mistura linear instantânea – domínio espectral.

Constatam-se as mesmas características da variação da variância em função da redução da dimensão da matriz de mistura. Desta forma, conclui-se que a análise da variação da variância é um ótimo parâmetro para estimar a quantidade de fontes presentes nos sinais observados.

Diante dos expostos, infere-se, para os sinais teóricos em sistemas linear e instantâneos, que a análise no domínio do tempo é mais robusta que a análise no domínio da frequência na obtenção das fontes. A metodologia do ERBM prova-se melhor no domínio temporal, enquanto no domínio espectral o Jade destaca-se frente as outras técnicas. Em ambas análises a adição da fonte de ruído mostra-se corroborativa na identificação das fontes, pois tornam os sinais de mistura mais gaussianos e auxilia o processo de otimização das funções objetivos. Por fim, dispõem-se na Fig. 4.14 os sinais recuperados para as situações relatadas. Para fins de apresentação são mostradas apenas um ciclo de operação.

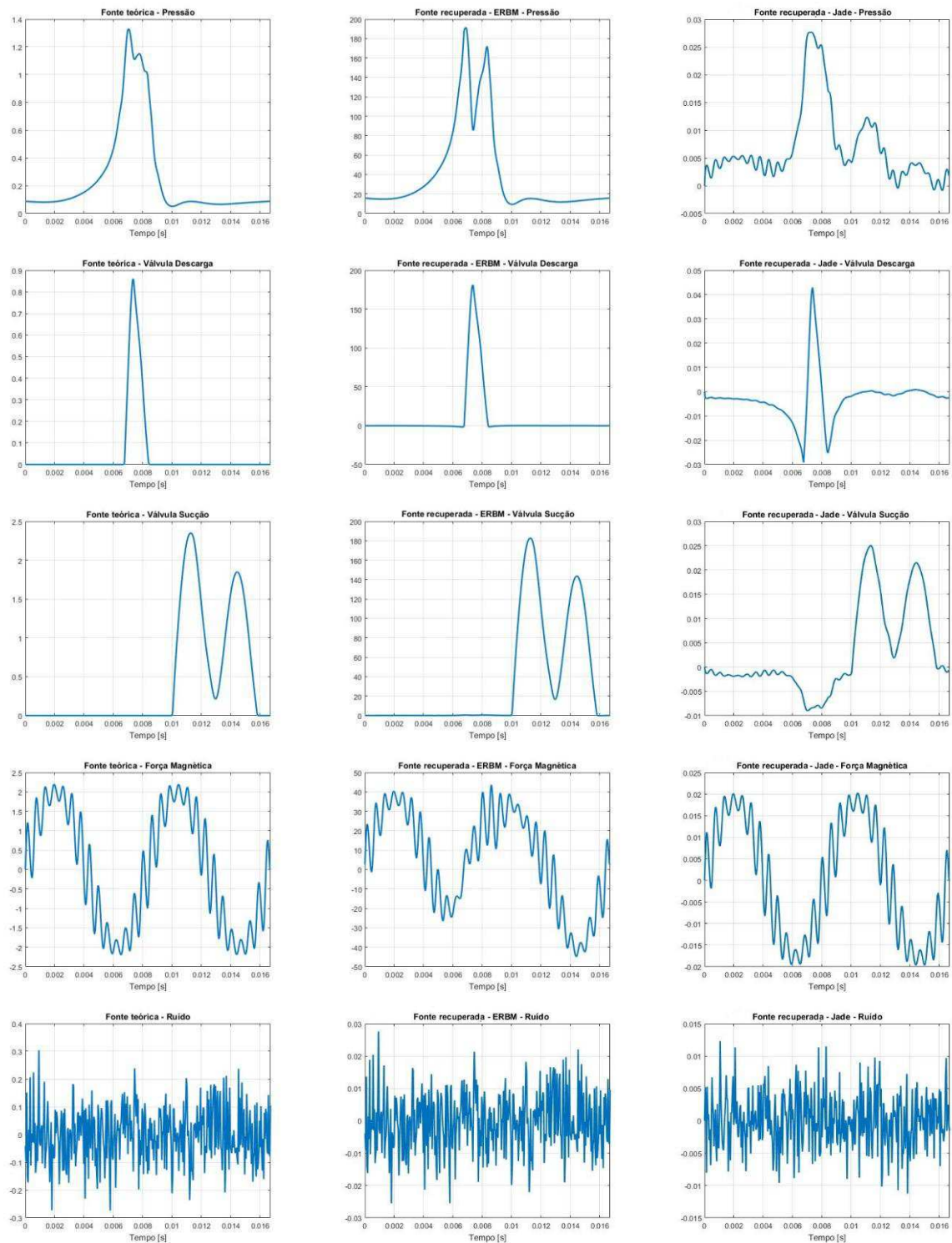


Figura 4.14 – Comparação dos sinais recuperados com as fontes teóricas e fonte de ruído para mistura linear instantânea, no domínio do tempo utiliza-se o ERBM e no domínio da frequência utiliza-se o Jade. Observação: para a fonte recuperada no domínio da frequência apresenta-se o sinal no domínio do tempo via transformada inversa de Fourier.

Percebe-se, na Fig. 4.14, a melhor recuperação das fontes no domínio do tempo frente ao espectral. A metodologia ERBM, aplicada no tempo, apresenta bons resultados nas fontes de característica impulsiva (pressão e deslocamento das válvulas), e algumas falhas na força magnética, caracterizada pelo somatório de harmônicas. Por outro lado, o Jade, aplicado no espectro, consegue recuperar na totalidade a fonte harmônica, no entanto as fontes impulsivas não possuem correlação total com as fontes teóricas. A respeito da componente de ruído, verifica-se recuperação total, independente do domínio analisado.

Portanto, menciona-se que a análise no domínio do tempo é melhor na recuperação de fontes impulsivas, enquanto a recuperação de fontes harmônicas é mais interessante no domínio da frequência. Tal observação auxilia na compreensão do índice de desempenho ser superior na análise temporal, pois para as fontes teóricas analisada há mais componentes impulsivas do que harmônicas.

A fim de averiguar o índice de desempenho à vários níveis de ruído, apresenta-se no Apêndice B o erro Amari para ruído igual a 10, 50, 100, 500 e 1000 % das amplitudes médias do sinal de mistura observado. E, verifica-se que o aumento da amplitude de ruído em cada sensor piora o processo de recuperação das fontes, enquanto a fonte do tipo ruído apresenta índice de desempenho similar ao longo dos níveis analisados, onde variações maiores no índice são observados para os níveis de 500 e 1000 %.

4.3 Mistura Linear Convolutiva

4.3.1 Domínio Espectral

O próximo conjunto de análise baseia-se em sistema misturadores com característica convolutiva. Para tanto a matriz de mistura é constituída por funções transferências entre as fontes e os sensores. A fim de aproximar esta análise do objetivo de estudo da tese, são obtidas funções de transferências na carcaça do compressor hermético alternativo. Desta forma, apresenta-se na Eq. (4.4) a expressão do sistema:

$$X(f) = H_{complexo}(f)S(f) \quad (4.4)$$

onde $H_{complexo}$ é uma matriz de mistura dos coeficientes da função transferência entre a fonte e o sensor. Percebe-se que nesta situação cada componente de frequência no domínio espectral é ponderado por um coeficiente complexo.

Em função dos coeficientes ponderadores dependerem da frequência, propõe-se analisar o erro Amari para distintas faixas de frequência. Desta forma, na Fig. 4.15 têm-se o índice de desempenho para cada metodologia em função da frequência analisada.

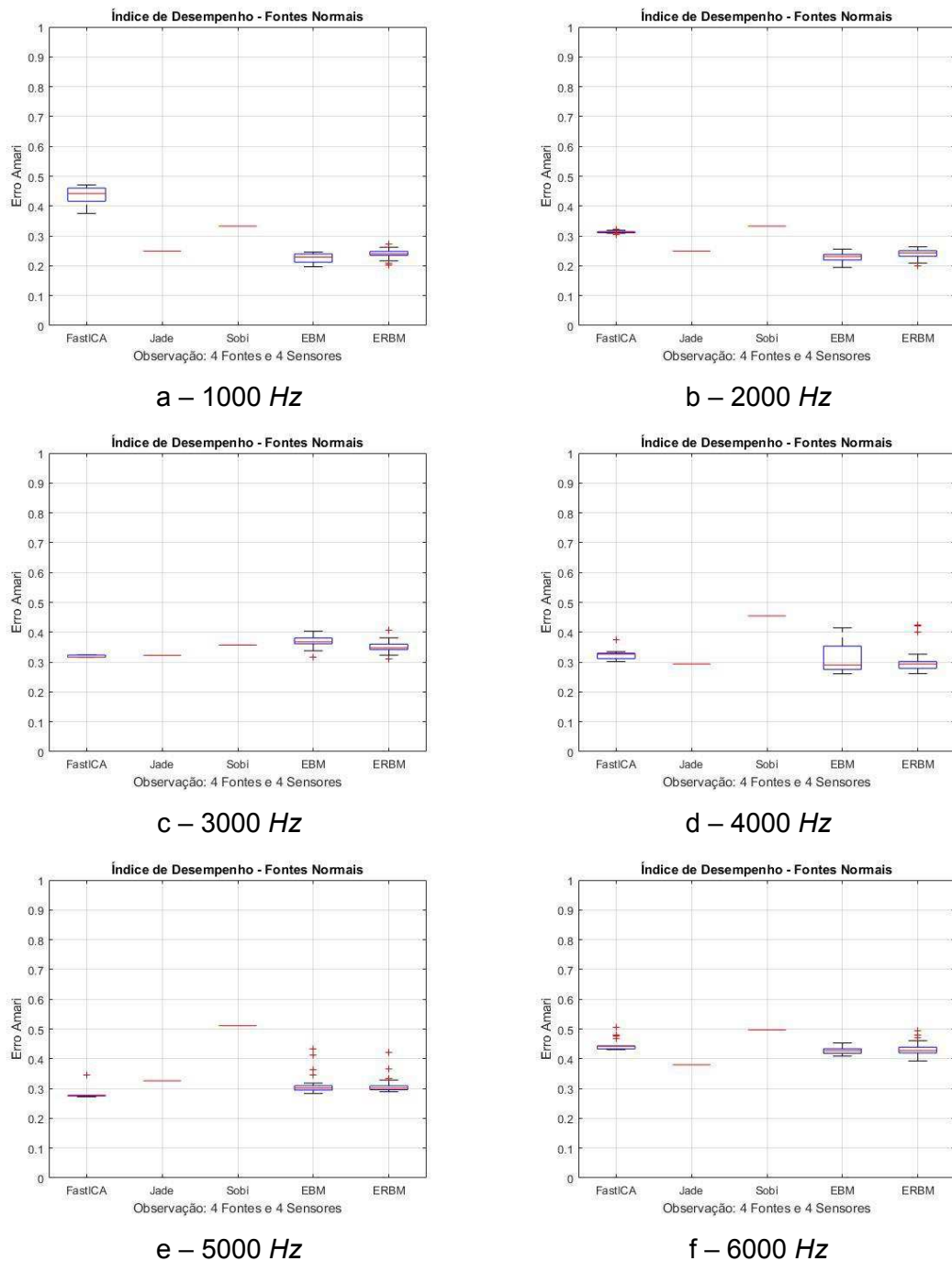


Figura 4.15 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear complexa – domínio espectral.

Relata-se a mudança do índice em função da faixa de frequência analisada. Para baixas frequências, 1000 e 2000 Hz, o erro Amari assume os menores valores, nas frequências até 3000 e 4000 Hz o erro aumenta e torna-se mais crítico para as frequências

superiores, 5000 e 6000 *Hz*. Dentre as metodologias analisadas destacam-se o Jade, EBM e ERBM frente ao FastICA e Sobi.

A fim de investigar a influência da frequência no comportamento da análise dos componentes independentes, dispõem-se na Fig. 4.16, uma função transferências entre uma fonte e um sensor de leitura posicionados na lateral da carcaça e tampa do compressor.

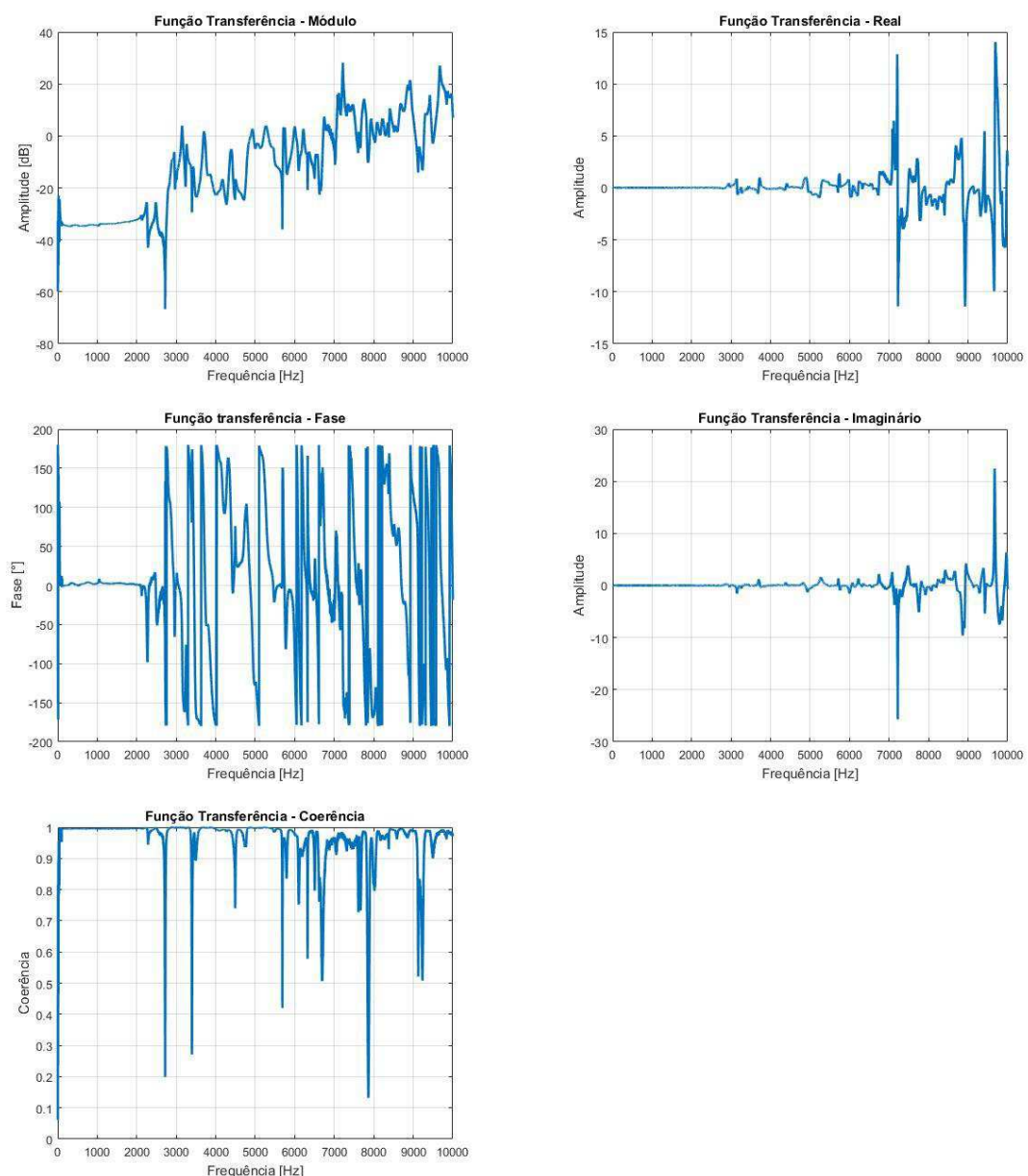
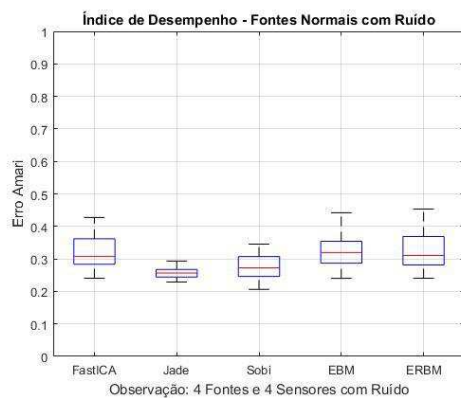


Figura 4.16 – Função transferência medida na lateral da carcaça e tampa do compressor.

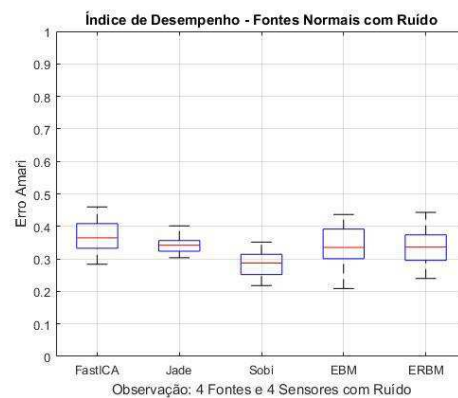
Observa-se que os coeficientes, real e imaginário, permanecem constantes até o início das primeiras frequências naturais da carcaça, próximas a 3000 *Hz*. Nos gráficos do módulo e fase notam-se comportamentos semelhantes, nos quais verificam-se valores constantes até 2000 *Hz*, faixa onde garante-se coerência entre os sinais. Adiciona-se que as demais funções de transferência permitem a mesma análise.

Conforme relatado e em função das metodologias, na busca da matriz de separação retornarem coeficientes formados por apenas um único número complexo, apontam-se válidas na faixa de frequência em que os valores da função transferência são constantes. Infere-se na análise das médias e altas frequências o alto erro Amari, pois um único coeficiente da matriz de separação corresponde a valores diversos ao longo da faixa de frequência.

Em sequência realiza-se a análise do sistema convolutivo na presença de ruído, aditivo aos sinais de mistura e fonte tipo gaussiana. O diagrama de caixa do índice de desempenho é apresentado, nas Figs. 4.17 e 4.18, apenas para as frequência até 1000 e 2000 *Hz*.



a – 1000 *Hz*



b – 2000 *Hz*

Figura 4.17 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear convolutivo – domínio espectral, com aditivo de ruído.

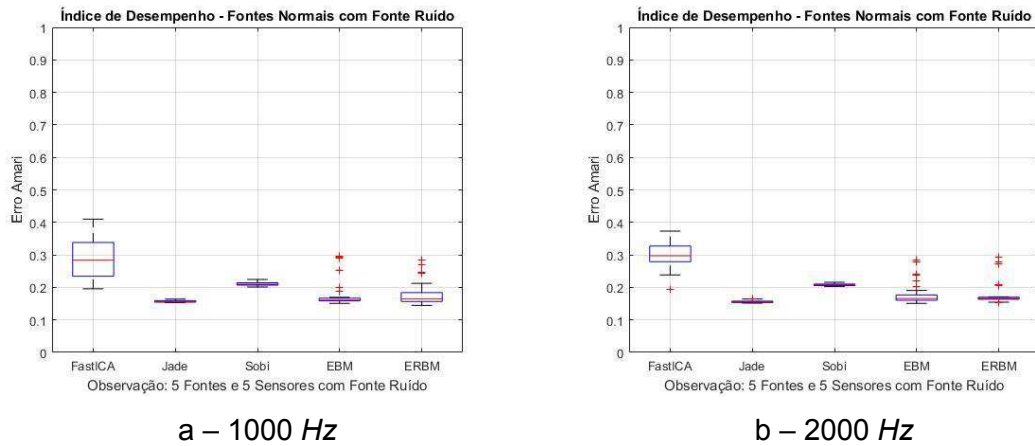


Figura 4.18 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear convolutivo – domínio espectral, com fonte de ruído.

Novamente o ruído aditivo aos canais de observação prejudica a recuperação das fontes teóricas. E, a fonte de ruído auxilia na identificação das fontes originais, destacam-se as técnicas do Jade, EBM e ERBM, onde o Jade é a mais estável de todas. Relata-se que o comportamento observado é semelhante ao caso do sistema linear instantâneo, analisado no domínio da frequência, uma vez que para as faixas de frequência propostas os valores da função transferência é constante. De resto, expõem-se na análise para altas frequências o índice de desempenho piora mais ainda, pois além da inviabilidade da matriz de separação, formada por um único número, há o ruído aditivo aos sinais de mistura.

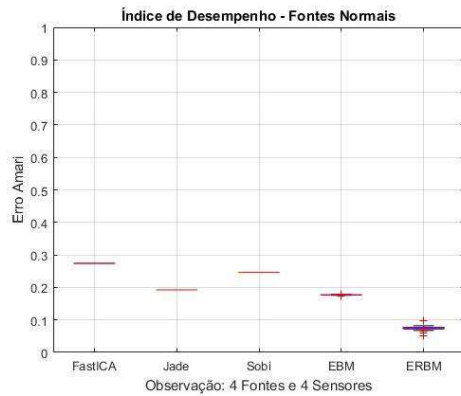
4.3.2 Domínio Temporal

Constatada a equivalência dos sistemas com mistura linear convolutiva e instantânea para baixas frequência no domínio de frequência, deseja-se avaliar a equivalência para mistura convolutiva no domínio do tempo. Basicamente, os sinais de mistura são a transformada inversa de Fourier do sistema apresentado na Eq. (4.4), isto permite realizar a mistura no domínio da frequência pela multiplicação dos coeficientes em cada frequência, que é uma operação mais simples que a convolução temporal, e analisar os sinais misturados no domínio do tempo. A Eq. (4.5) expressa a sequência descrita:

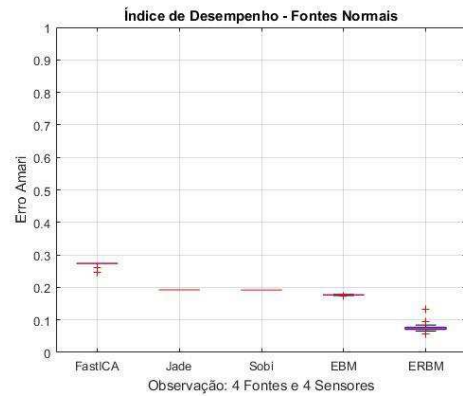
$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{F}^{-1}[\mathbf{X}(f)] = \mathbf{F}^{-1}[\mathbf{H}_{complexo}(f)\mathbf{S}(f)] \quad (4.5)$$

onde F^{-1} representa a transformada inversa de Fourier.

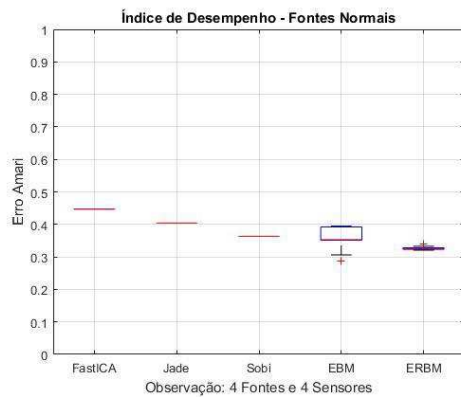
Na Fig. 4.19 dispõem-se os diagramas de caixas para os erros de Amari em função da faixa de frequência analisada. Propõem-se as mesmas faixas utilizadas na análise do domínio da frequência, são elas: 1000, 2000, 3000, 4000, 5000 e 6000 Hz.



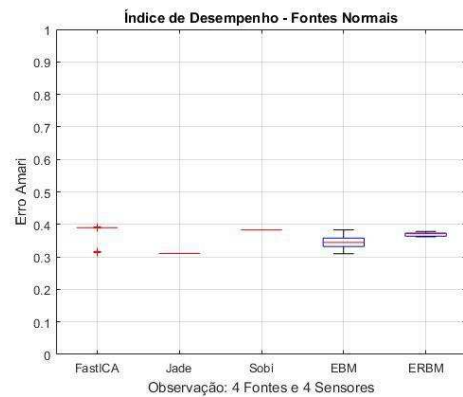
a – 1000 Hz



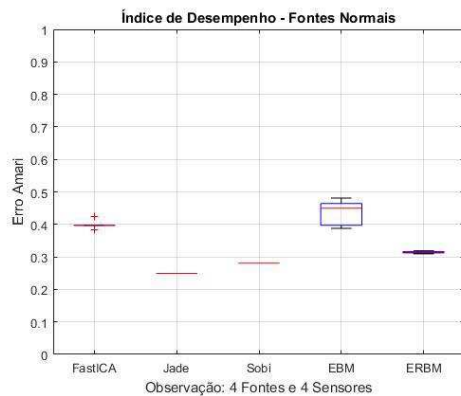
b – 2000 Hz



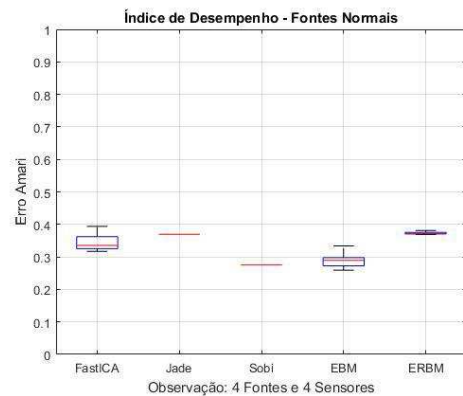
c – 3000 Hz



d – 4000 Hz



e – 5000 Hz



f – 6000 Hz

Figura 4.19 - Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear complexa – domínio temporal.

Conforme Fig.s 4.20 e 4.21, o ruído é benéfico na identificação de fontes quando trata-se de uma fonte adicional ao sistema, mas para o caso do ruído adicional aos sinais dos observadores, torna-se prejudicial a recuperação de fontes. Diante do referido, conclui-se para o sistema com mistura convolutiva que a análise no domínio do tempo para baixas frequência permite considerá-lo como mistura instantânea e abordá-lo como tal.

Por fim, apresentam-se na Fig. 4.22, para fins comparativo, as fontes recuperadas em relação ao sistema de mistura convolutiva, para análise no domínio temporal e espectral utilizando as melhores metodologias em cada domínio. Atenta-se para a frequência limitante de 2000 *Hz*, que garante equivalência dos sistemas instantâneos e convolutivos.

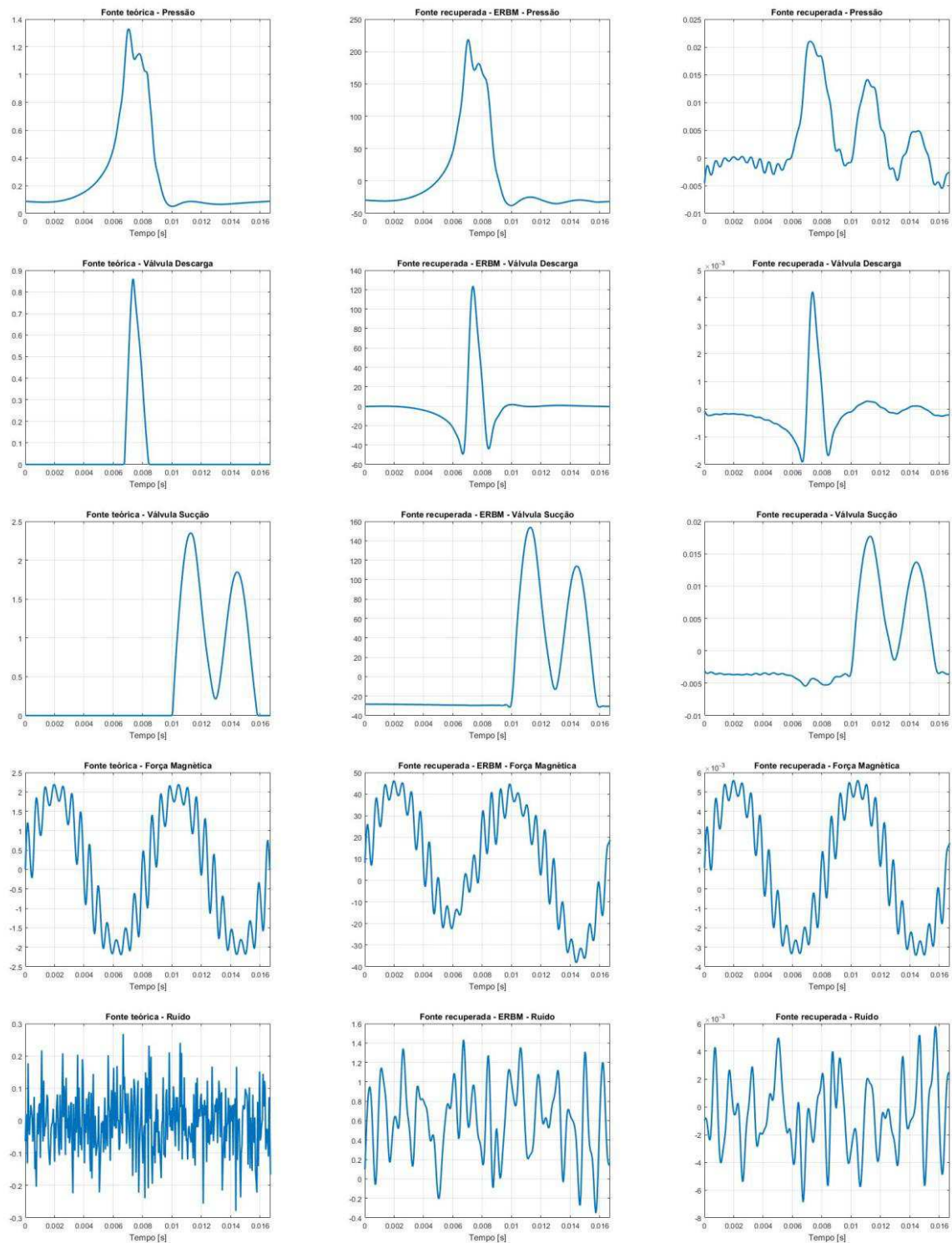


Figura 4.22 – Comparação dos sinais recuperados com as fontes teóricas e fonte de ruído para mistura linear convolutiva, no domínio do tempo utiliza-se o ERBM e no domínio da frequência utiliza-se o Jade. Observação: para a fonte recuperada no domínio da frequência apresenta-se o sinal no domínio do tempo via transformada inversa de Fourier.

Constata-se que a recuperação das fontes ocorre semelhante a análise do sistema de mistura instantâneo. Na situação onde as metodologias são aplicadas no domínio do tempo, percebe-se que as fontes com característica impulsiva apresentam melhor recuperação frente a harmônica. Atenta-se para a recuperação não total da fonte válvula de descarga. Por sua vez, na análise do domínio espectral destaca-se a boa recuperação da fonte com componentes harmônicas, enquanto as impulsivas possuem as piores recuperações, principalmente para as fontes pressão e válvula de sucção que apresentam componentes semelhantes em ambos sinais recuperados. Por fim, verifica-se a recuperação da fonte de ruído gaussiana, ressalta-se que está difere da fonte teórica devido ao faixa de análise limitada até 2000 *Hz*. Por assim, infere-se que as principais componentes de frequência que caracterizam as fontes teóricas encontram-se inferiores a 2000 *Hz*.

Expõe-se que apesar da técnica do FastICA, implementada pelo autor, apresentar índices de desempenho intermediários nas situações propostas, ela é fundamental para o entendimento do procedimento de análise de componentes independentes. Remete-se, novamente, Hyvärinen et al. (2001) e Tse et al. (2005), que recomendam a aplicação de diferentes algoritmos de ICA, pois podem revelar componentes diferentes e um único algoritmo não será o melhor na determinação de todas as fontes.

4.4 Contribuição das Fontes Teóricas nos Sensores

Os problemas mais comuns existentes na análise de componentes independentes residem nas indeterminâncias ou ambiguidades associadas: escala e ordem dos componentes estimados. Onde os sinais recuperados apresentam-se em ordens distintas e amplitudes diferentes dos sinais originais. Há várias metodologias que visam recuperar a amplitude dos sinais originais baseados nos sinais de mistura do sistema como: a direção de chegada (SAWADA, 2003) e análise de correlação entre faixas de frequência com sobreposição (LAPORTE, 2010).

No entanto, quando a metodologia de separação de fontes aplicada aos sinais observados é bem sucedida, a matriz \mathbf{B} , produto da matriz de mistura e separação, torna-se uma matriz de permutação. Ou seja, a matriz de separação estimada \mathbf{W} permite recuperar as fontes, se isto é verdade, é possível através das fontes estimadas \mathbf{y} multiplicadas pela

matriz pseudo inversa da separação estimada, denominada de matriz de mistura estimada A' , retornar aos sinais misturados x . Apresenta-se na Eq. (4.6) a equivalência descrita.

$$x = A'y = A'Wx \quad (4.6)$$

Deste modo, pode-se através da manipulação dos coeficientes da matriz A' , estimar a contribuição de cada fonte estimada em cada sensor de observação. Destaca-se que nesta configuração a amplitude original da fonte teórica não é objetivo, mas sim a amplitude da fonte teórica ponderada pelos coeficientes da matriz A' . Na Fig. 4.23 dispõe-se um esquema representativo da análise descrita.

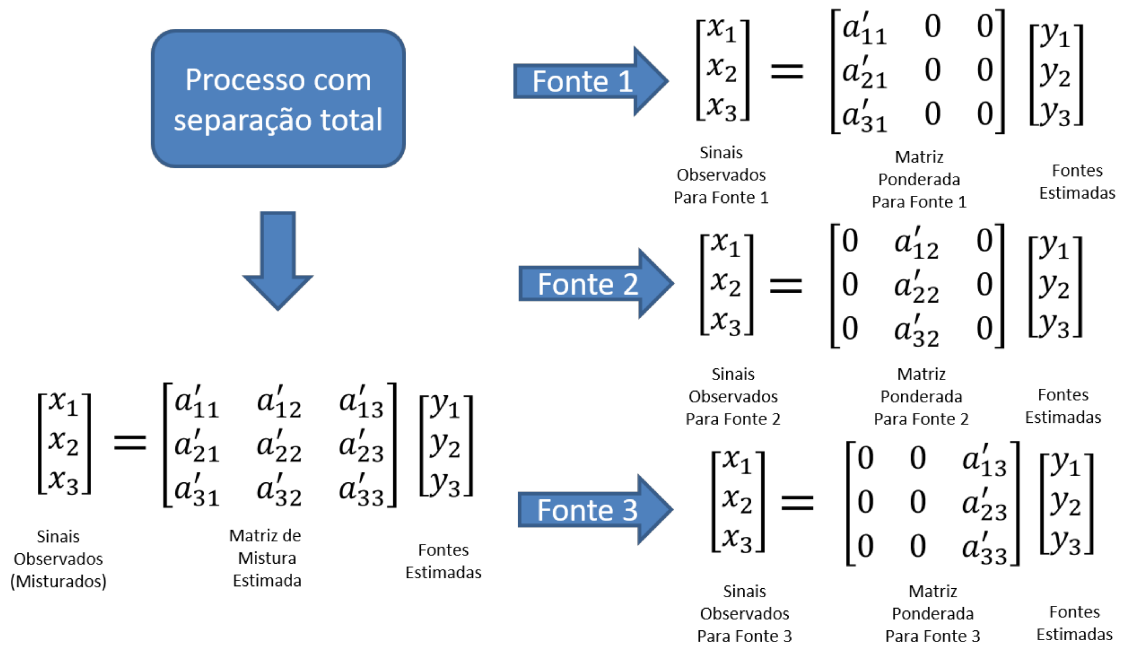


Figura 4.23 – Esquema representativo da contribuição das fontes nos sensores de observação.

A fim de avaliar a contribuição das fontes nos sensores de observação, utilizam-se as fontes teóricas, válvula de sucção (impulsiva), força magnética (harmônica) e ruído (gaussiana), misturadas por sistema linear instantâneo, e apresentam-se nas Figs. 4.24, 4.25 e 4.26 os resultados para análise no domínio do tempo via ERBM e no domínio da

frequência via Jade. Adianta-se que o sensor de observação é truncado para os casos apresentados.

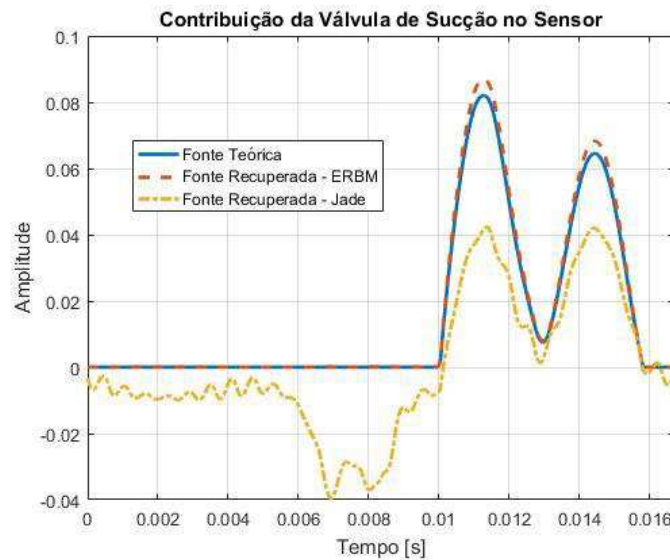


Figura 4.24 – Análise das contribuições da fonte impulsiva, válvula de sucção, no sensor de observação.

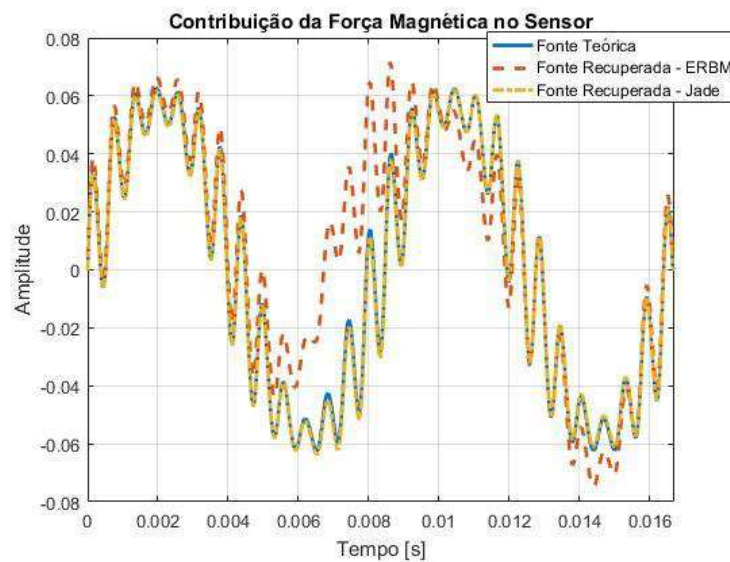


Figura 4.25 – Análise das contribuições da fonte harmônica, força magnética, no sensor de observação.

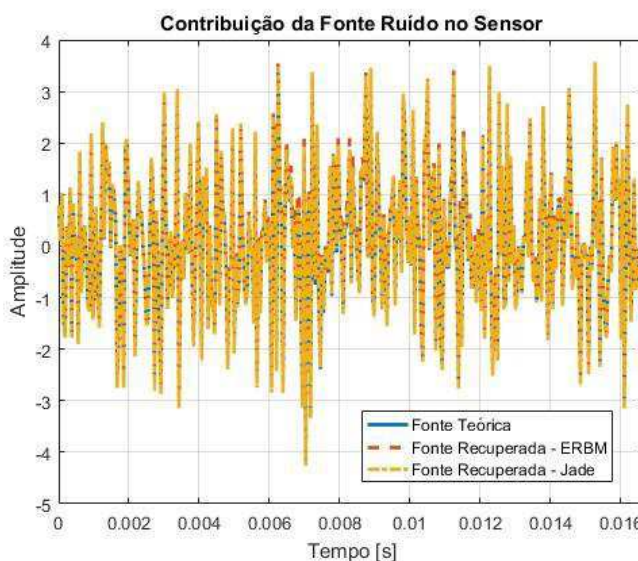


Figura 4.26 – Análise das contribuições da fonte gaussiana, ruído, no sensor de observação.

Na Figura 4.24 verifica-se a contribuição satisfatória da válvula de sucção quando recuperada via ERBM, aplicada no domínio temporal, no entanto a metodologia Jade mostra-se inferior na recuperação da fonte impulsiva e, conseqüentemente, resulta numa estimativa errônea da contribuição desta fonte.

Para a fonte harmônica o cenário inverte-se, a estimativa no domínio espectral, via Jade, prova-se superior na contribuição da fonte no sensor em análise. Ademais, relata-se que a contribuição e recuperação da fonte harmônica via ERBM possui erros, mas em menor quantidade quando comparada a estimativa do Jade para a fonte impulsiva.

Para a fonte de ruído gaussiana ambas a metodologias se demostram capazes de estimar a contribuição da fonte no sensor. De resto, a contribuição das fontes estimadas nos sensores mostra-se válida para as fontes que apresentam boa recuperação.

Portanto, a análise de componentes independentes mostra-se capaz de recuperar fontes. Dentre as metodologias estudadas, afirma-se a ERBM superior no domínio temporal, enquanto a Jade é indicada no domínio espectral. A análise em domínios distintos permite inferir: fontes de característica impulsivas são melhores recuperadas no domínio do tempo, fontes de característica harmônica são melhores estimadas no domínio da frequência e fonte do tipo ruído apresentam boa recuperação independente do domínio analisado. Destaca-se que a inclusão da fonte de ruído auxilia o índice de desempenho das metodologias analisadas. A variância explicada em conjunto com número de sensores

superiores ao número de fontes é uma ferramenta para estimar o número de fontes no sistema.

CAPÍTULO V

MODELAGEM VIA ELEMENTOS FINITOS

Os compressores herméticos alternativos são fontes complexas de geração e irradiação de ruído. A formulação matemática das características dinâmicas, vibratórias e acústicas destas máquinas apesar de precisas necessitam de computadores robustos e alto tempo de processamento. As modelagens analíticas com grandes simplificações minimizam a carência de grandes máquinas e poder de processamento, porém as análises são restritas. Por outro lado, a modelagem numérica via elementos finitos é eficiente na simulação de problemas com geometria complexa e indica-se capaz de representar com boa confiabilidade o campo vibro acústico, conforme resultados obtidos por Carmo (2001), Nunes (2005) e Silva (2014).

Objetiva-se modelar o compressor hermético alternativo, de modo que represente o sistema real com eficiência e acuidade nas simulações do campo vibro acústico. Apresenta-se na Fig. 5.1 o sistema em estudo, compressor TA1330Y da fabricante Tecumseh, destacam-se duas regiões, uma denominada região da carcaça e outro conjunto interno.



a – Região da carcaça



b – Conjunto interno

Figura 5.1 – Sistema real, compressor TA1330Y.

Notam-se na Fig. 5.1 a complexidade da geometria e conexões entre os diversos componentes, principalmente quando analisa-se o conjunto interno, Fig. 5.1 b, composto por: motor elétrico, mecanismo de compressão, muflas, tubo de descarga, molas e outros. Além do retratado adiciona-se o óleo poliolester (viscosidade de 10 cSt) presente no fundo da carcaça, que objetiva lubrificar, dissipar calor e proteger as superfícies.

Sabe-se que um bom modelo representa de modo mais simples possível o sistema real. Conforme o Grupo de Ensino de Física da Universidade Federal de Santa Maria a qualidade de um modelo depende de certos fatores como, por exemplo, do número de hipóteses e proposições iniciais necessárias para construí-lo. Um bom modelo é aquele para o qual esse número é mínimo. Além disso, um bom modelo é aquele que explica o maior número possível de características das observações já realizadas sobre o comportamento do sistema em questão. Finalmente, um bom modelo deve ser capaz de predição. Em outras palavras, um modelo deve ser capaz de explicar não apenas as observações já

realizadas, mas também as futuras observações sobre o comportamento do sistema em questão.

A elaboração e construção do modelo via MEF utiliza duas ferramentas computacionais. A primeira, HyperMesh®, consiste no pré-processamento da metodologia de elementos finitos, a qual permite modelar com alta fidelidade a malha dos elementos, bem como definir seus parâmetros, propriedades e condições de contorno. Já a segunda, Ansys®, é responsável pela solução do modelo, conceituado no HyperMesh®, bem como o pós-processamento dos dados. Destaca-se que a geometria de entrada no HyperMesh® é fornecida pela fabricante do compressor. Na Fig. 5.2 expõe-se as etapas descritas da metodologia de elementos finitos relacionadas as ferramentas computacionais.

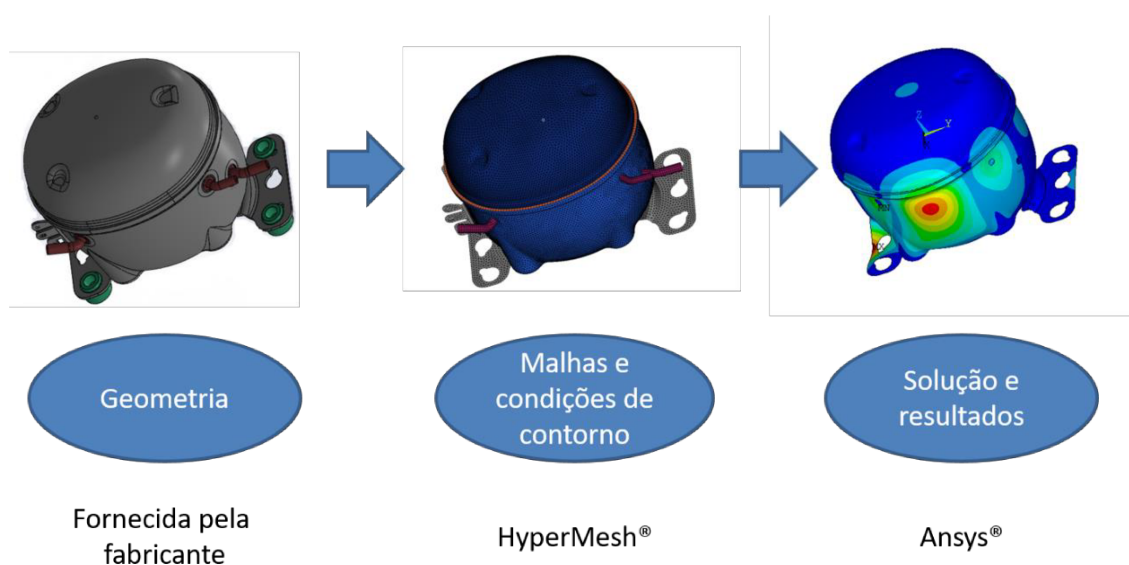


Figura 5.2 – Etapas da metodologia de elementos finitos.

Deseja-se modelar o compressor de modo que represente o campo vibro acústico do sistema real, para tanto tem-se as fontes internas (motor elétrico, mecanismo de compressão, válvulas) conectadas à carcaça através dos caminhos de transmissão (molas, cavidade, tubo de descarga), que por sua vez excita o meio externo é, portanto, considerada como fonte secundária que irradia ruído e excita o campo sonoro. Nesta configuração divide-se a modelagem em duas etapas: estrutural e acústica.

5.1 Modelagem Estrutural

A região da carcaça do compressor, Fig. 5.1 a, é constituída da tampa, a carcaça, o fusite, canais de descarga, sucção e processo, e os suportes do compressor. Os elementos descritos são apresentados e indicados na Fig. 5.3.



Figura 5.3 – Componentes da região da carcaça.

Os componentes da região da carcaça são modelados com elementos do tipo casca, pois apresentam espessura constante e reduzem a quantidade de nós presentes no modelo frente aos elementos do tipo sólido. Ressalta-se que as ligações de alguns componentes são realizadas pelo processo de soldagem, e nestas regiões utiliza-se o elemento do tipo sólido. As regiões conectadas por este processo são carcaça com tampa, carcaça com fusite e carcaça com os suportes base, considera-se a espessura da solda dada pelo espaço existente entre os componentes listados. Na Fig. 5.4 apresentam-se a malha constituída pelos elementos descritos, bem como as regiões com solda, em detalhe.

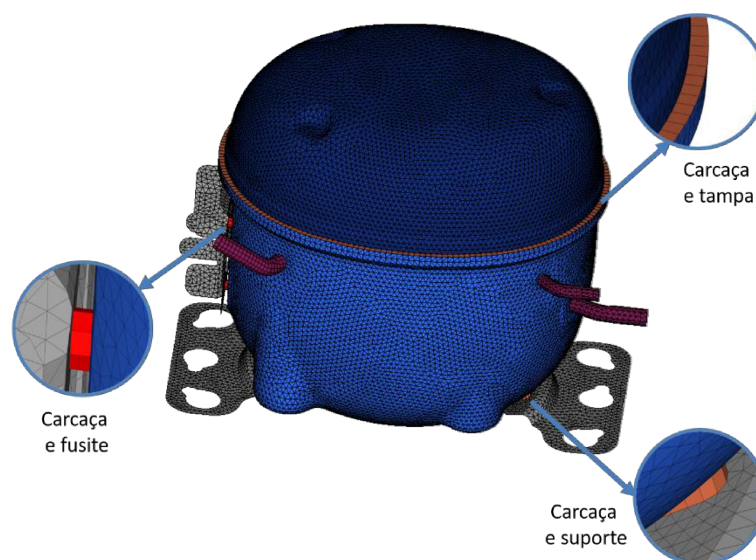


Figura 5.4 – Malha da região da carcaça.

As propriedades dos elementos, que envolvem, tipo de elemento, material, constantes reais e demais detalhes, para a região da carcaça, são expostas na Tab. 5.1. O tipo de elemento expressa, dentre uma biblioteca de elementos, quais equações e relações existem entre os nós do elemento. O elemento do tipo casca é modelado pelo elemento SHELL63, onde cada nó tem 6 graus de liberdade, translação e rotação nas direções de x, y e z , os quais permitem o elemento curvar semelhante uma membrana. A espessura deste elemento é retratada pela constante real do elemento. A solda, por sua vez é representada pelo elemento SOLID45, onde seus nós têm apenas as translações nas três direções como graus de liberdade. Este elemento dispensa constante real, pois a espessura é obtida pela posição geométrica dos seus nós. Por fim, as características do material para análise estrutural são ditadas pelo módulo de elasticidade, coeficiente de Poisson e densidade. Na região da carcaça tem-se dois materiais, o cobre que compõe os canais de descarga, sucção e processo, e o aço presente nos demais componentes.

Tabela 5.1 – Propriedades dos elementos da região da carcaça. O módulo de elasticidade, coeficiente de Poisson, densidade e espessura são representados por EX, PRXY, DENS e TK respectivamente.

Componente	Tipo de elemento	Constantes reais	Propriedades de materiais
Carcaça	SHELL63	TK 2,54 mm	EX 210 GPa PRXY 0,32 DENS 7800 kg/m ³
Tampa	SHELL63	TK 2,54 mm	EX 210 GPa PRXY 0,32 DENS 7800 kg/m ³
Suporte base	SHELL63	TK 2,65 mm	EX 210 GPa PRXY 0,32 DENS 7800 kg/m ³
Fusite	SHELL63	TK 2,00 mm	EX 210 GPa PRXY 0,32 DENS 7800 kg/m ³
Canal descarga	SHELL63	TK 1,00 mm	EX 180 GPa PRXY 0,34 DENS 8900 kg/m ³
Canal sucção	SHELL63	TK 1,00 mm	EX 180 GPa PRXY 0,34 DENS 8900 kg/m ³
Canal processo	SHELL63	TK 1,00 mm	EX 180 GPa PRXY 0,34 DENS 8900 kg/m ³
Solda	SOLID45	-	EX 210 GPa PRXY 0,32 DENS 7800 kg/m ³

Por sua vez, o conjunto interno, Fig. 5.1 b, é o elemento de maior massa no compressor, aproximadamente 4,47 kg, encontram-se nesta regiões as principais fontes de ruído e caminhos de transmissão de energia à carcaça. Os componentes que o constituem são apresentados e nomeados na Fig. 5.5.

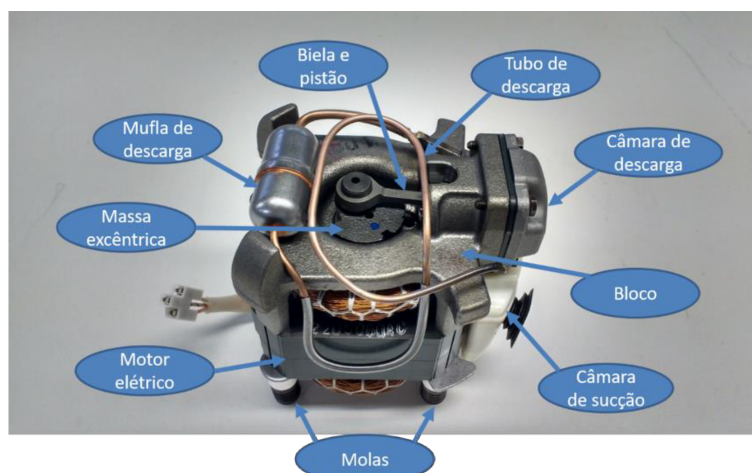


Figura 5.5 – Componentes do conjunto interno.

Verifica-se na Fig. 5.5 a quantidade superior de componentes no conjunto interno frente a região da carcaça, além disto expõe-se as restrições de movimento presente entre eles. Por exemplo, o conjunto eixo rotor contém um grau de liberdade de rotação referente ao estator do motor elétrico, por sua vez o excêntrico do eixo permite a biela rotacionar referente ao seu centro, em sequência a biela conectada ao pino do pistão, possui rotação referente ao pino, de forma que o pistão tenha um movimento alternado na direção do cilindro do bloco. Em conjunto destacam-se as propriedades do estator laminado, Gomes (2014) apud Neto (2015) estudou o comportamento dinâmico do componente através de vários experimentos e determinou uma metodologia para ajustar as propriedades de um material equivalente, o autor atenta que as propriedades variam com a faixa de frequência analisada e devido a característica de montagem do laminado as mesmas não são isotrópicas, isto é possuem módulo de elasticidade e coeficiente de Poisson diferentes em cada direção, principalmente nas baixas frequências.

Diante do relatado considera-se simplificar o *kit* para um elemento de massa concentrada, que permite inserir massa e propriedades de inércia de massa. Tal estratégia sustenta-se no trabalho realizado por Osmar (2005), que para avaliar a influência da espessura da carcaça no ruído irradiado, considera a massa concentrada. O elemento MASS21 é usado para representar o exposto, o qual é expresso por um único nó que tem translação e rotações nas três direções, totalizando seis graus de liberdade. As propriedades de massa e inércia de massa de cada componente são fornecidas pela fabricante e através do teorema de Steiner ou dos eixos paralelos determina-se o momento

de inércia de massa do conjunto interno em relação ao centro de massa. Destaca-se, por fim, que o elemento é alocado no centro de massa do *kit*.

Outra característica notória da modelagem no conjunto interno são as molas e o canal de descarga, responsáveis pela transmissão de energia estrutural para a região da carcaça. O canal de descarga é o componente pelo qual o fluido comprimido, após o mecanismo de compressão, retorna ao sistema de refrigeração. Neto (2013) estuda a otimização do canal de descarga, para tanto avalia modelos unidimensional, bidimensional e tridimensional representados pelos elementos PIPE16, SHELL63 e SOLID45, respectivamente. Após comparação da função resposta em frequência experimental e numérica o autor conclui que o modelo unidimensional é o mais viável, pois imprime o menor desvio médio em relação aos resultados experimentais para a faixa de frequência analisada, principalmente nas frequências inferiores a 3 *KHz*, em conjunto relata-se o menor custo computacional à malha unidimensional. Por assim, modela-se o tubo de descarga com o elemento PIPE16 com as propriedades de material referente ao cobre.

As molas são os elementos estruturais que suportam o peso do conjunto interno e o conecta à carcaça. O elemento longitudinal COMBIN14 possui dois nós com três graus de liberdade cada um, translação em x , y e z . Permite-se configurar as propriedades de rigidez e amortecimento do elemento para uma, duas ou três direções. A rigidez longitudinal e transversal da mola utilizada no compressor é obtida experimentalmente, a primeira é calculada na bancada de carregamento longitudinal de molas, já a transversal é adquirida pelo aparato que carrega as molas com o peso do conjunto interno e através de um relógio comparador e dinamômetro medem-se os deslocamentos associados aos carregamentos transversais. Destaca-se que a rigidez transversal de uma mola helicoidal de compressão depende do carregamento longitudinal, por isso a importância de aplicar o deslocamento transversal com o conjunto interno comprimindo as molas (Wahl, 1944). As bancadas utilizadas são apresentadas na Fig. 5.6, já os dados adquiridos para o cálculo da rigidez estão dispostos na Fig. 5.7.

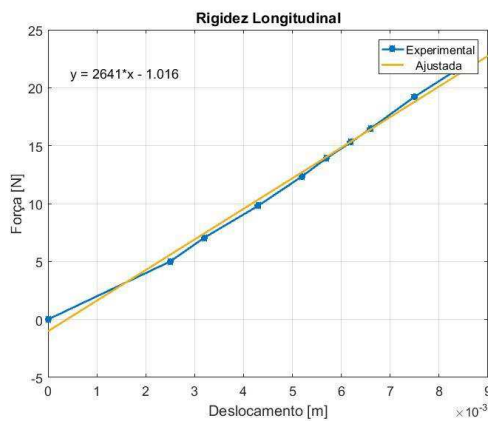


a – Bancada rigidez longitudinal

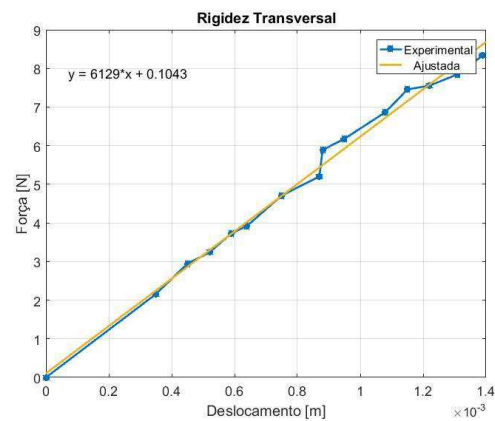


b – Bancada aquisição rigidez transversal

Figura 5.6 – Bancadas utilizadas no cálculo da rigidez transversal e longitudinal.



a – Rigidez longitudinal



b – Rigidez transversal

Figura 5.7 – Deslocamentos e forças adquiridas no cálculo da rigidez transversal e longitudinal.

Destaca-se que a rigidez transversal apresentada na Fig. 5.7 b é calculada referente ao deslocamento das quatro molas, assim a rigidez transversal de uma mola é a quarta parte do valor ajustado, igual a 1352,2 N/m. As propriedades de rigidez lateral e transversal da mola são alocadas na constante real do elemento. Atenta-se que apesar do COMBIN14 permitir a característica de amortecimento, a mesma não foi utilizada. Outro modo de avaliar a rigidez longitudinal e transversal da mola é através da formulação analítica proposta por Wahl (1944), dadas pelas Eqs (5.1) e (5.2), respectivamente.

$$k_{longitudinal} = \frac{G_{cis} d^4}{8n_{espira} D^3} \left[\frac{lbf}{in} \right] \quad (5.1)$$

$$k_{transversal} = \frac{10^6 d^4}{C_1 D (0,204 h_s^2 + 0,265 D^2)} \left[\frac{lbf}{in} \right] \quad (5.2)$$

onde G_{cis} é o módulo de elasticidade cisalhante, d é o diâmetro de arame, n_{espira} é o número de espiras ativas, D é o diâmetro médio da mola, C_1 é o fator de correção da rigidez transversal e h_s é o comprimento da mola após um carregamento longitudinal. Destaca-se que os parâmetros das Eqs. (5.1) e (5.2) devem ser inseridas no sistema americano de unidades, pois as rigidezes são obtidas em libra força por polegada devido aos coeficientes propostos por Wahl.

Os dados da mola necessários para o cálculo da rigidez analítica são apresentados na Tab. 5.2 e a comparação entre os dados experimentais e analíticos, na Tab. 5.3.

Tabela 5.2 – Dados da mola do compressor hermético alternativo, para carregamento longitudinal de 4,47 kg.

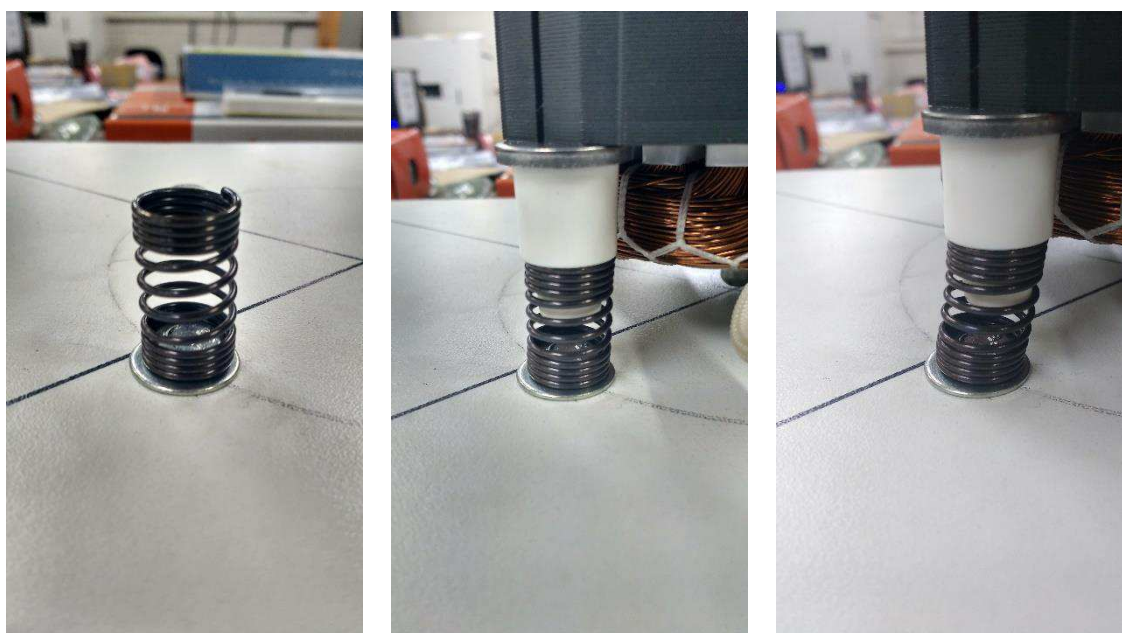
Módulo de elasticidade cisalhante	$G = 87 \text{ GPa}$	$G = 12618 \text{ kpsi}$
Diâmetro de arame	$d = 1,3 \text{ mm}$	$d = 0,05 \text{ in}$
Número de espiras ativas	$n_{espira} = 3,5$	$n_{espira} = 3,5$
Diâmetro médio da mola	$D = 15 \text{ mm}$	$D = 0,59 \text{ in}$
Fator de correção da rigidez transversal	$C_1 = 1,03$	$C_1 = 1,03$
Comprimento da mola após carregamento longitudinal.	$h_s = 9,27 \text{ mm}$	$h_s = 0,36 \text{ in}$

Tabela 5.3 – Rigidez experimental e analítica da mola, para carregamento longitudinal de 4,47 kg.

Rigidez	Experimental	Analítica
Longitudinal	2640,9 [N/m]	2628,6 [N/m]
Transversal	1532,2 [N/m]	4719,8 [N/m]

Verifica-se que a rigidez analítica e experimental apresenta valores similares na direção longitudinal, porém na direção transversal observa-se discrepância entre os valores obtidos. Justifica-se tal diferença à geometria da mola, que possui duas regiões de passos

distintos, uma central de passo 3 mm e outra de extremidade, superior e inferior, onde as espiras possuem passo igual ao diâmetro de arame, isto é, estão em contato uma com a outra. As extremidades detêm esta característica devido a conexão com os batentes. Destaca-se, conforme exposto, que os cálculos da rigidez analítica da mola consideram, nesta análise, apenas as características da região central da mola. A Fig. 5.8 apresenta a geometria da mola descarregada e com carregamento na longitudinal e transversal.



a - Descarregada

b – Carga na longitudinal

c – Carga na transversal.

Figura 5.8 – Geometria da mola descarregada e com carregamento na longitudinal e transversal.

Ademais ao relatado o óleo lubrificante retrata um aspecto importante nos modos de vibrar da carcaça. No trabalho de Carmo (2001) encontram-se várias análises comparativas das funções resposta em frequência da presença e ausência do óleo entre pontos distintos da carcaça, ele expõe a modelagem do óleo como fundamental no comportamento dinâmico e irradiação da carcaça. Carmo (2001) modela a presença do óleo na carcaça via método da massa virtual, para tanto opta-se por modelar a adição de massa do lubrificante através do elemento FLUID30. Sustenta-se tal escolha no trabalho de Zhu (2014), que retrata uma análise comparativa da adição de massa no comportamento dinâmico de um tanque para três modelagens numéricas: Método da Massa Virtual via Nastran®, FLUID30 e FLUID80 via

Ansys®. Zhu (2014) relata que as três opções permitem observar o efeito do fluido nos modos de vibrar da estrutura.

O elemento FLUID30 permite modelar a interação fluido estrutura em problemas acústicos, onde cada um dos nós tem quatro graus de liberdade, pressão e translação nas direções de x , y e z . Há duas configurações para o FLUID30 referente aos graus de liberdade, uma denominada de estrutura presente e outra estrutura ausente. Na primeira todos os quatros graus de liberdade estão presentes, representando a influência do fluido estrutura, já na segunda apenas a propagação da onda é retratada e, portanto, tem-se apenas a pressão. As propriedades de densidade e velocidade de propagação do som no fluido são necessárias para configurar o elemento. A densidade é obtida através da relação massa e volume iguais a 139 g e 152 ml , por sua vez a velocidade do som no meio é adotada igual a 1300 m/s , valor intermediário da faixa, 1100 a 1500 m/s , retratada dos principais lubrificantes usados para refrigerantes, conforme trabalho de Goth (2004).

Perante o exposto e considerações dos componentes do conjunto interno, apresentam-se na Fig. 5.9 a malha dos elementos do conjunto interno e na Tab. 5.4 os tipos de elementos, constantes reais e propriedades dos materiais utilizados no modelo.

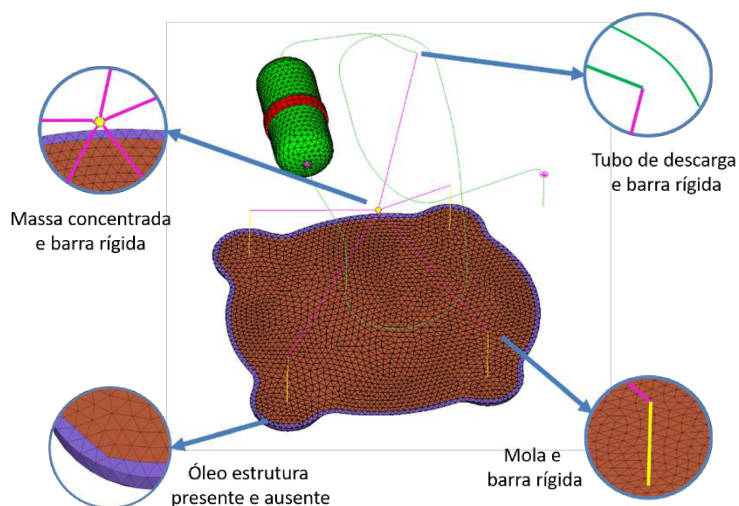


Figura 5.9 – Malha dos elementos do conjunto interno.

Atenta-se na Fig. 5.9 a disposição dos elementos FLUID30, os de estrutura presente são adjacentes à carcaça, enquanto aqueles de estrutura ausente dispõem-se no restante do volume que representa o óleo lubrificante. Outro ponto refere-se a conexão entre os

pares de elementos: massa concentrada e mola, mola e carcaça, massa concentrada e canal de descarga, canal de descarga e mufla e canal de descarga e tubo de descarga. Adota-se uma relação de união rígida entre os pares, e para tanto utiliza-se o elemento MPC184 da biblioteca do Ansys®, o qual possui dois nós com graus de liberdade de translação e rotação nas direções de x , y e z .

Tabela 5.4 - Propriedades dos elementos do conjunto interno. O módulo de elasticidade, coeficiente de Poisson, densidade e espessura são representados por EX, PRXY, DENS e TK, respectivamente. A massa e momento de inércia em relação aos eixos x , y e z são dadas por MASS, IXX, IYY e IZZ. A rigidez é dada por K. O diâmetro do tubo e espessura do tubo são descritas por OD e TKWALL, respectivamente.

Componente	Tipo de elemento	Constantes reais	Propriedades de materiais
<i>Kit</i>	MASS21	MASS 4,47 kg IXX 8018 kg.mm ² IYY 7016 kg.mm ² IZZ 8405 kg.mm ²	-
Mola longitudinal	COMBIN14	K 2640,9 N/m	-
Mola transversal	COMBIN14	K 1532,2 N/m	-
Tubo de descarga	PIPE16	OD 4 mm TKWALL 0,5 mm	EX 180 GPa PRXY 0,34 DENS 8900 kg/m ³
Mufla de descarga	SHELL63	TK 0,9 mm	EX 180 GPa PRXY 0,34 DENS 1475 kg/m ³
Óleo – estrutura presente	FLUID30	-	DENS 914 kg/m ³ SONC 1300 m/s
Óleo – estrutura ausente	FLUID30	-	DENS 914 kg/m ³ SONC 1300 m/s
União rígida	MPC184	-	-

5.2 Modelagem Acústica

O campo sonoro gerado pelo compressor hermético alternativo é obtido através da interação fluido estrutura da carcaça com o meio ar. Semelhante à modelagem do óleo no fundo da carcaça utiliza-se o elemento FLUID30, onde o fluido com estrutura presente é modelado em contato com a região da carcaça, enquanto o fluido com estrutura ausente é preenchido entre o ultimo e uma casca esférica. A esfera é adotada por representar pontos de medições equidistantes do centro do compressor e auxiliar no cálculo do nível de potência sonora da fonte. Para tanto, a camada de elementos adjacente a superfície da esfera deve caracterizar uma região de absorção sonora total, pois deste modo a pressão do campo sonoro é proveniente apenas do campo direto da fonte irradiadora.

Na Fig. 5.10 dispõem-se a malha dos elementos para modelagem acústica em conjunto com a malha estrutural da região da carcaça. Atenta-se que o acoplamento fluido estrutura é considerado apenas para a carcaça e a tampa, componentes de maiores áreas e irradiadoras de ruído.

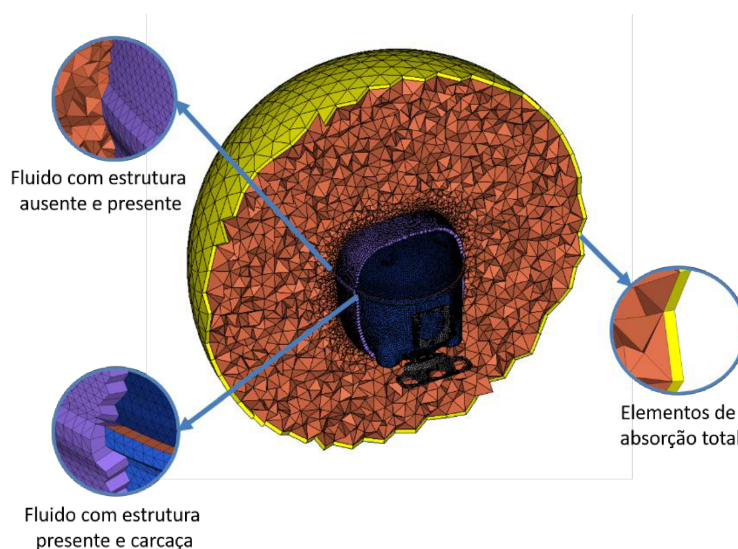


Figura 5.10 – Malha dos elementos para modelagem acústica.

A característica de absorção acústica total é expressa em conjunto com a densidade e velocidade de propagação do som nas propriedades do material. Outro fator importante na análise do campo acústico refere-se nos resultados expressos em nível de pressão sonora.

A operação logaritmo é função da pressão de referência do meio, onde o valor é atribuído na constante real do elemento acústico. Por fim, na Tab. 5.5 tem-se os atributos dos elementos utilizados no modelo acústico.

Tabela 5.5 - Propriedades dos elementos do modelo acústico. A densidade, velocidade de propagação do som e coeficiente de absorção sonora são expressos por DENS, SONC e MU, respectivamente.

Componente	Tipo de elemento	Constantes reais	Propriedades de materiais
Ar – estrutura ausente	FLUID30	PREF $2 \cdot 10^{-5} \text{ Pa}$	DENS 1.21 kg/m^3 SONC 341 m/s MU 0,0
Ar – estrutura presente	FLUID30	PREF $2 \cdot 10^{-5} \text{ Pa}$	DENS 1.21 kg/m^3 SONC 341 m/s MU 0,0
Ar – absorção total	FLUID30	PREF $2 \cdot 10^{-5} \text{ Pa}$	DENS 1.21 kg/m^3 SONC 341 m/s MU 1,0

Gerges (2000) expressa a potência sonora de uma fonte integrando a intensidade numa superfície. Segundo o autor a intensidade acústica define a razão do fluxo de energia através de uma área unitária normal à direção de propagação da onda, expressa normalmente em função da pressão acústica e impedância do meio, conforme Eq. (5.3).

$$I = \frac{P^2}{2\rho c} \left[\frac{W}{m^2} \right] \quad (5.3)$$

Onde I é a intensidade sonora expressa em $[W/m^2]$, P é a pressão acústica em $[Pa]$, ρ é a densidade do meio $[kg/m^3]$ e c é a velocidade de propagação da onda no meio em $[m/s]$. Observa-se que a impedância acústica é definida pelo produto da densidade do meio com a velocidade de propagação da onda.

O produto da intensidade sonora pela área define a potência sonora. Na configuração do modelo acústico calcula-se a intensidade sonora de cada elemento e multiplica-se pela área do elemento para obter a potência sonora parcial, referente aos dados de cada elemento. Por fim, a potência sonora da fonte resulta da soma das potências sonoras parciais de todos elementos presentes na superfície esférica.

$$W = \sum_{i=1}^n I_i A_{elemento_i} [W] \quad (5.4)$$

Onde W é a potência sonora, n é o total de elementos presentes na casca esférica, I_i e $A_{elemento_i}$ são respectivamente a intensidade sonora e a área em $[m^2]$ do i -ésimo elemento. Por fim, o nível de potência sonora é dado pela operação logaritmo em relação a potência sonora de referência, conforme Eq. (5.5):

$$NWS = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{W}{W_{ref}} \right) [dB] \quad (5.5)$$

Onde W_{ref} é a potência sonora de referência igual a $10^{-12} W$.

Com o objetivo de verificar o procedimento de cálculo do NWS sugere-se modelar uma esfera pulsante e comparar os valores com a formulação analítica. Segundo Gerges (2000) esta fonte é a mais simples do ponto de vista teórico, pois o raio varia senoidalmente com o tempo e, portanto, gera ondas esféricas harmônicas unidirecionais. A potência sonora desta fonte é expressa na Eq. (5.6).

$$W_{esf. pul.} = \frac{\rho c k^2 Q^2}{8\pi} \frac{1}{1 + (ka)^2} [W] \quad (5.6)$$

Onde k é o número de onda expresso em $[rad/m]$ e Q é a velocidade de volume da esfera em $[m^3/s]$ pulsante de raio a em $[m]$.

Os dados para determinar o NWS analítico de uma esfera pulsante são: raio igual a $0,1 m$, deslocamento com amplitude de $1 \cdot 10^{-6} m$, densidade do meio para o ar de

$1,21 \text{ kg/m}^3$ e velocidade de propagação da onda sonora igual a 341 m/s . Por sua vez, o modelo numérico constitui-se de uma casca esférica com raio de $0,1 \text{ m}$ envolto pela esfera acústica com raio de $0,25 \text{ m}$. O procedimento de modelagem é semelhante ao descrito para o compressor hermético alternativo, e apresenta-se na Fig. 5.11 o modelo para a esfera pulsante.

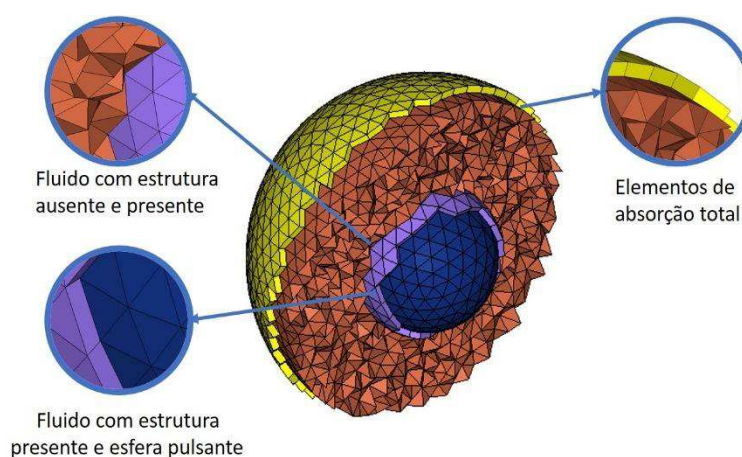


Figura 5.11 – Modelo da esfera pulsante.

Além das características abordadas na modelagem estrutural e acústica, o tamanho do elemento é fundamental na análise harmônica. Segundo o manual de modelagem acústica do Ansys, recomenda-se entre 5 a 10 elementos por comprimento de onda que deseja analisar. Deste modo, dispõe-se na Fig. 5.12 o NWS da esfera pulsante em função da frequência, para a solução analítica, Eq. (5.5), e para a modelagem numérica com elementos de tamanhos iguais a $2,5 \cdot 10^{-2}$, $1,0 \cdot 10^{-2}$ e $7,5 \cdot 10^{-3} \text{ m}$.

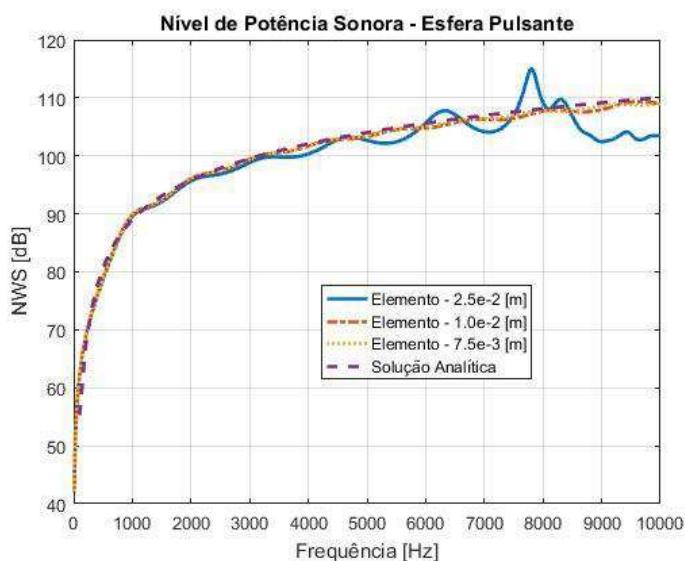


Figura 5.12 – Nível de potência sonora da esfera pulsante, raio de $0,1\text{ m}$ e deslocamento igual a 1.10^{-6} m .

Nota-se na Fig. 5.12 diferentes NWS em função da frequência para o mesmo valor de excitação na esfera pulsante, isto é, a fonte sonora possui facilidade em gerar um campo acústico nas altas frequências. No que tange a análise comparativa das metodologias numéricas e analíticas, verifica-se que o elemento de maior tamanho possui valores próximos à solução analítica até 3 kHz , por sua vez as outras duas simulações numéricas possuem valores semelhantes à solução analítica durante toda faixa de frequência exposta. Desta forma, propõem-se duas malhas na modelagem do compressor, uma associada as frequências inferiores à 3 kHz com tamanho de elemento igual a $2,5.10^{-2}\text{ m}$ e outro com elementos de $1,0.10^{-2}\text{ m}$ para frequências superiores à 3 kHz . Atenta-se que neste sentido, as altas frequências podem apresentar diferenças devido ao tamanho do elemento selecionado.

CAPÍTULO VI

METODOLOGIA E PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL

Este capítulo aborda a metodologia para obtenção das contribuições das fontes no ruído gerado pelo compressor. Em sequência, expõem-se o procedimental experimental para aquisição dos dados em um compressor hermético alternativo. Descrevem-se as características do sistema de aquisição de dados, bem como os ensaios de interesse para avaliar as principais fontes de ruído no compressor. Não menos importante, expõe-se as etapas da calibração dos sensores do aparato experimental.

6.1 Metodologia

A metodologia para obtenção do ruído gerado pelas fontes do compressor baseia-se na aplicação da técnica da ICA nos sinais coletados ao longo da carcaça do compressor. Para tanto, inicia-se pela análise de variância explicada na redução de dimensões, estimam-se a quantidade necessária de componentes que permitem explicar quase 100 % da variância dos dados coletados. Em sequência, utiliza-se a técnica da ERBM nos sinais do domínio do tempo, e no domínio espectral aplica-se a Jade. Por sua vez, relacionam-se as componentes estimadas com as principais fontes de ruído do compressor, atenta-se que devido a característica de extração cega dos componentes só é possível associá-los às fontes após conhecer as características delas, tornando essencial a contribuição de estudos anteriores já realizados nos compressores herméticos alternativos.

Em seguida determinam-se as contribuições de cada fonte recuperada nos pontos de medição (sensores de observação). Por fim, as contribuições em cada ponto são entradas do modelo numérico, que permitem interpolar os deslocamentos na carcaça do compressor e calcular o NWS separado de cada componente. Na Fig. 6.1 dispõem-se um esquema representativo da metodologia proposta.

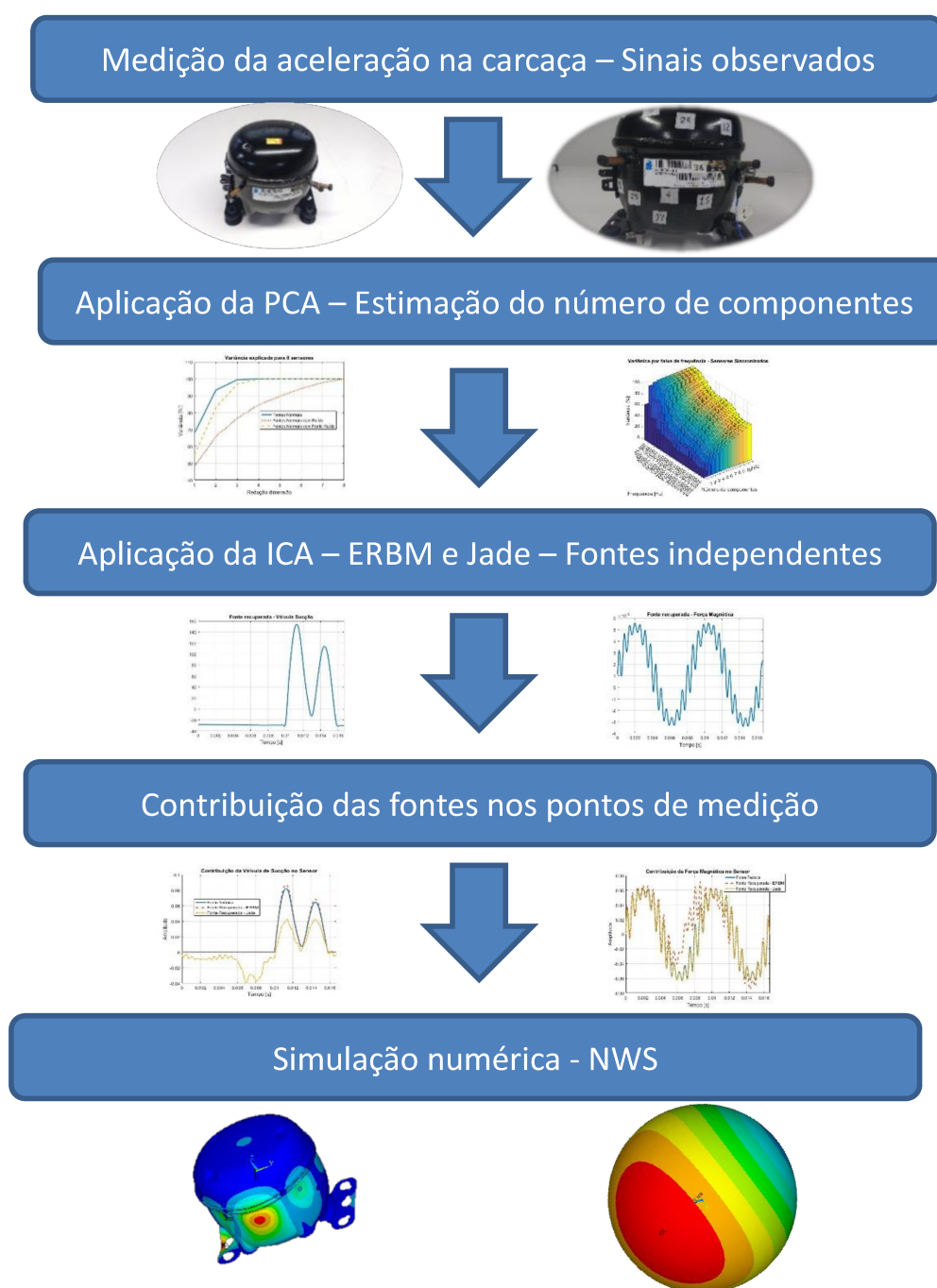


Figura 6.1 – Esquema representativo da metodologia para obter a contribuição das fontes no ruído gerado.

Observa-se na Fig. 6.1 a sequência: aquisição de dados, processamento de sinais e simulação numérica dos dados processados. Dentre elas, as duas últimas estão abordadas nos capítulos anteriores, deste modo o procedimento experimental é exposto a seguir.

6.2 Calibração dos Sensores

A calibração dos sensores, acelerômetros PCB modelo 352C33, consiste de duas etapas: calibração dos sensores referente ao calibrador de acelerômetro Bruel & Kjaer modelo 4294 e outra calibração entre os sensores baseado em um dentre eles como referência. A primeira etapa objetiva determinar a sensibilidade dos sensores, por sua vez a segunda propõe determinar a função transferência entre acelerômetros para que todos os observadores do sistema, representados pelos acelerômetros, apresentem valores próximos de ganho na amplitude e fase na faixa de frequência de interesse.

Para tanto, apresenta-se na Fig. 6.2 o acelerômetro montado com o calibrador de acelerômetros.



Figura 6.2 – Acelerômetro PCB 352C33 e calibrador de acelerômetros Bruel & Kjaer 4294.

Verifica-se, na Fig. 6.2, o acelerômetro montado no calibrador, e entre eles a base de montagem. Como este é utilizado para fixar o acelerômetro nos pontos de interesse da carcaça do compressor, a calibração é realizada com o conjunto. A Tab. 6.1 apresenta a sensibilidade calculada e a apresentada na carta de calibração dos sensores, fornecida pelo fabricante.

Tabela 6.1 – Sensibilidade dos acelerômetros – Carta de calibração e calculada via calibrador.

Acelerômetro	Número de série	Sensibilidade [$mV/m/s^2$]		Erro Relativo [%]
		Fabricante	Calculada	
1	87681	10,14	9,87	2,62
2	97522	10,21	10,01	1,91
3	87679	9,94	9,74	1,96
4	87678	10,18	9,91	2,64
5	85054	10,02	9,92	0,92
6	97521	10,19	9,96	2,22
7	148825	10,21	9,99	2,09
8	148826	10,14	10,01	1,29
9	97968	10,08	9,86	2,16
10	97771	10,16	9,88	2,67
11	97969	10,20	9,93	2,60
12	97967	10,10	9,83	2,66

Observa-se, na Tab. 6.1, diferença entre o valor da sensibilidade fornecido pelo fabricante e o calculado. O erro entre esses valores é apresentado na última coluna da Tab. 6.1, o qual possui erro máximo de 2,67 %, referente ao acelerômetro 10. A diferença das sensibilidades encontradas é atribuída ao sistema de medição, isto é, base de montagem, fios, placa de aquisição e outros. Atenta-se que o próprio calibrador pode apresentar erro sistemático, mas nesta etapa todos os sensores e conjunto de medição (base de montagem, fio, placa de aquisição) são calibrados em um mesmo referencial.

Na segunda etapa do processo de calibração deseja-se referenciar todos os acelerômetros em relação ao acelerômetro 1, isto é, determinar a função transferência entre eles. Para tanto, um sistema de excitação composto por um aríete e ponteira de aço é

utilizado para causar um impacto em um tarugo de aço inox. A excitação é realizada em uma face do tarugo, enquanto na outra extremidade são dispostos, aos pares, os acelerômetros. As Figs. 6.3 e 6.4 ilustram o sistema descrito na determinação da função transferência entre acelerômetros.



Figura 6.3 – Tarugo com os acelerômetros posicionados na face para calibração.



Figura 6.4 – Aríete para excitação do sistema de calibração entre acelerômetros.

O tarugo de aço inox é selecionado de modo apresentar frequência natural superior a faixa de frequência de interesse, o qual possui diâmetro de 127,5 mm e comprimento de 161,5 mm. Para verificar as frequências dos modos de vibrar utiliza-se a ferramenta computacional Ansys®, onde verificam-se os dois primeiros modos de corpo livre em 9667 e 11492 Hz, representados na Fig. 6.5. O modelo é formado por 24552 elementos SOLID45, módulo de elasticidade igual a 204,9 GPa, densidade de 8,19 g/cm³ e coeficiente de Poisson de 0,284.

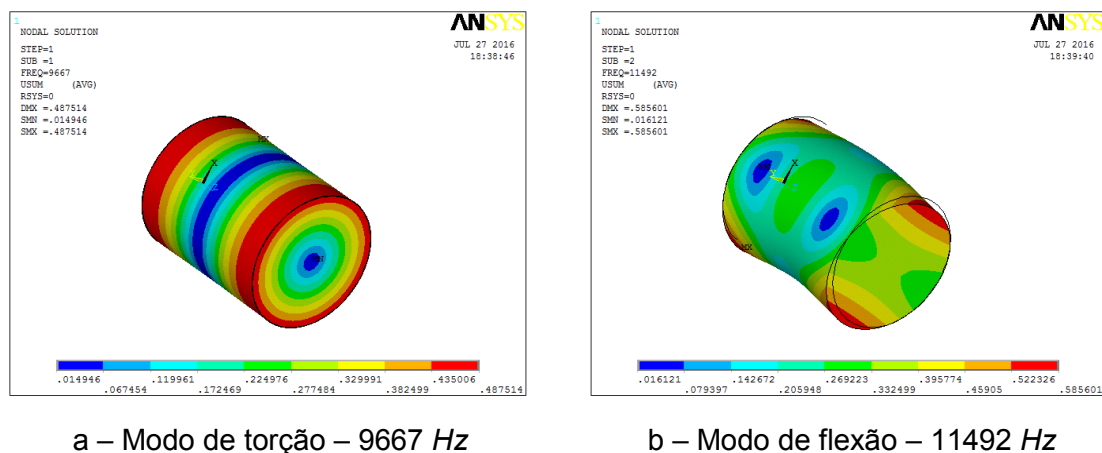


Figura 6.5 – Modos de corpo livre do tarugo.

Observa-se que o primeiro modo corresponde a torção, a qual está dentro da faixa de resposta linear do acelerômetro (0,5 a 10 kHz), e o segundo a flexão, por sua vez superior a faixa. Portanto, espera-se influência do modo de torção nas funções de transferência entre os acelerômetros. Para minimizar as condições de corpo livre, ensaiam-se em cima de uma espuma, conforme Fig. 6.3.

O procedimento consiste em posicionar os acelerômetros lado a lado, próximo ao centro do tarugo, e aplicar uma força de impacto no centro da outra extremidade. Para minimizar as variações da força de impacto, o aríete é liberado na mesma altura. Espera-se o sinal do tipo impacto chegue ao mesmo instante nos sensores, para tanto as extremidades do tarugo são faceadas.

A função transferência entre dois acelerômetros representa a diferença de magnitude e fase que existem entre eles. A Eq. (6.1) expressa a função transferência $H_{21}(f)$, no domínio da frequência (f), entre os acelerômetros 2 e 1.

$$Y_1(f) = H_{21}(f)X_2(f) \quad (6.1)$$

Estimar esta função permite calcular a resposta do acelerômetro 2, $X_2(f)$ corrigida para o acelerômetro 1, $Y_1(f)$. Em outras palavras, ao multiplicar $H_{21}(f).X_2(f)$ tem-se a resposta semelhante a leitura do acelerômetro 1.

A função transferência entre os acelerômetros são realizadas com 40 amostras, a magnitude, fase e coerência são apresentados na Fig. 6.6, para o ensaio entre acelerômetro 2 e 1.

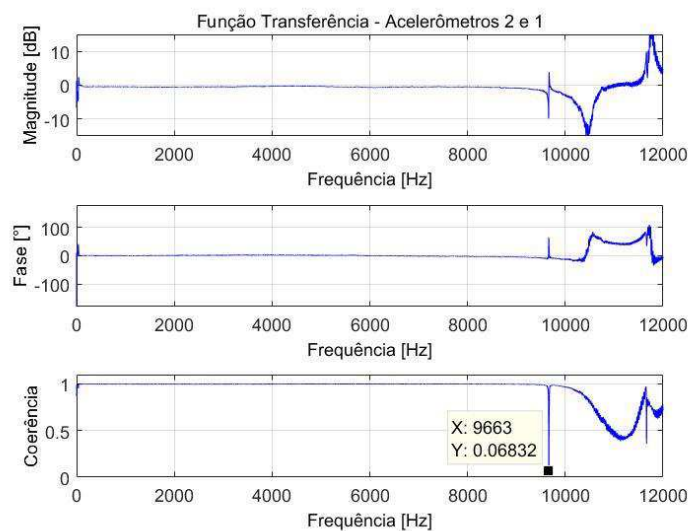


Figura 6.6 – Função transferência entre acelerômetro 2 e 1.

Verificam-se magnitude, fase e coerência praticamente constante até 10 kHz, com exceção na frequência 9663 Hz, que corresponde ao modo de torção do tarugo. Destaca-se que próximo a essa frequência a função de transferência apresenta algumas diferenças, e para frequências superiores a 10 kHz encontram-se as maiores diferenças, as quais estão fora da faixa de frequência do acelerômetro. Nota-se que as baixas frequências da função de transferência também apresentam valores diferentes, na Fig. 6.7 destaca-se esta região.

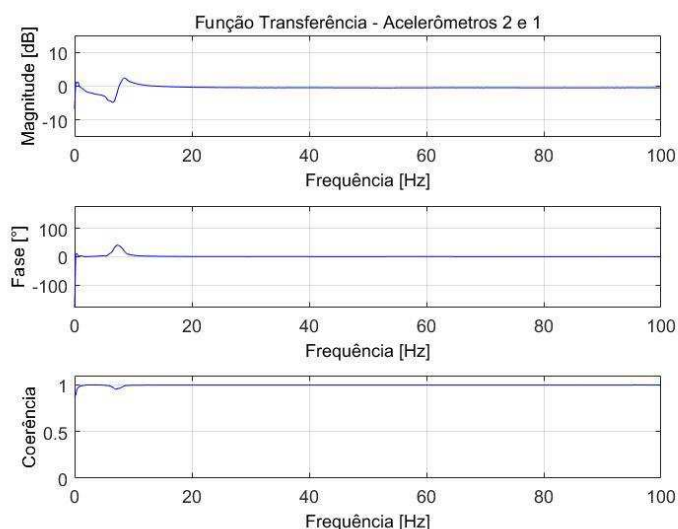


Figura 6.7 – Função transferência entre acelerômetro 2 e 1, baixas frequências

Percebem-se valores diferentes nas frequências próximas a 10 *Hz*. Desta forma, define-se a faixa de análise das frequências entre 20 a 8000 *Hz*, pois nesta a amplitude, fase e coerência apresentam valores com variações menos significativas.

Para avaliar a variação dos valores de magnitude, fase e coerência, apresentam-se na Tab. 6.2 os valores médios e desvios padrões para a faixa de 20 a 8000 *Hz*, bem como o intervalo de confiança dos valores para 95 %.

Tabela 6.2 – Média, desvio padrão e intervalo de confiança da função de transferência entre acelerômetros 1 e 2, na faixa de 20 a 8000 *Hz*.

	Média	Desvio Padrão	Intervalo de Confiança – 95 %	
Magnitude [dB]	-0,474	0,102	-0,506	-0,441
Fase [°]	0,015	0,024	0,007	0,023
Coerência	0,999	0,001	0,998	0,999

Notam-se baixos valores de média e desvio padrão na magnitude e fase, onde o desvio padrão é menor que a média para magnitude e maior para fase, mas apresentam intervalo de confiança em 95 % com valores significativos. A coerência possui valor próximo de 1 e aliado ao pequeno desvio padrão na faixa analisada garante-se que o sinal adquirido no acelerômetro 2 também é adquirido no acelerômetro 1.

Segundo Bendat e Piersol (2012), pode-se estimar o erro normalizado da magnitude e fase, $\varepsilon(f)$, em função da quantidade de amostra, n_d , e coerência, $\gamma_{21}^2(f)$, expresso pela Eq. (6.2):

$$\varepsilon(f) = \frac{[1 - \gamma_{21}^2(f)]^{1/2}}{|\gamma_{21}(f)|\sqrt{2n_d}} \quad (6.2)$$

O erro normalizado é calculado em cada frequência, mas devido à pequena variação, considera-se valor constante igual a sua média amostral de 0,99, o que resulta em um erro de 0,3 % nas funções estimadas. O baixo valor é atribuído a alta coerência entre os sinais dos sensores na faixa de 20 a 8000 Hz.

Em sequência repete-se o procedimento descrito para os demais pares de acelerômetros, e apresentam-se em Apêndice C as funções transferências, bem como os valores da média, desvio padrão e intervalo de confiança para 95 %. As quais permitem verificar média amostral da coerência próxima de 0,99 e aliado ao baixo desvio padrão resultam no erro normalizado das funções estimadas menores que 1 % em todos os pares de acelerômetros. Nota-se também na maioria dos pares analisados o valor do desvio padrão da fase, normalmente, é maior que o desvio padrão da magnitude.

Por fim, apesar dos pequenos valores de magnitude e fase, os mesmos são aplicados na correção das respostas lidas dos acelerômetros, conforme Eq. (6.1). O procedimento de calibração entre pares de acelerômetros permite atribuir a faixa de interesse nas frequências entre 20 a 8000 Hz.

6.3 Aparato Experimental

O aparato experimental consiste de um sistema de refrigeração composto pelo compressor hermético alternativo, modelo TA-8003-BR da fabricante Tecumseh, conectado a unidade condensadora, válvula de expansão e unidade evaporadora, os quais compõem um sistema fechado e permitem o compressor funcionar nas condições operacionais. O sistema de refrigeração é alimentado com o fluido refrigerante R134a e o compressor opera,

em regime permanente, na temperatura aproximadamente de 57 °C (medida na parte superior da carcaça), cuja está dentro da faixa permitida do fabricante (-54 a 93°C) para aquisição de dados dos acelerômetros.

Propõem-se adquirir os sinais da vibração, medidas na carcaça do compressor, para três configurações de pressão de sucção, 60 *psi*, 20 *psi* e em vazio. Os sinais são medidos durante 10 segundos, com frequência de aquisição 25600 *Hz* e resolução em frequência de 0,1 *Hz*. O sistema de aquisição é composto de 12 acelerômetros, PCB modelo 352C33, placa de aquisição, Bruel & Kjaer 3560-C com módulo 3038 e computador com *software* PULSE®. A Fig. 6.8 ilustra o esquema de montagem do aparato experimental.



Figura 6.8 – Esquema de montagem do aparato de experimental.

Selecionam-se 37 pontos aleatórios na carcaça do compressor, 4 pontos posicionados na base de suporte das molas e 1 ponto próximo ao canal de sucção e compressão, totalizando 42 pontos de medição. O módulo 3038 possui 12 canais de aquisição simultâneos, e para adquirir os 42 pontos de medição, realizam-se 4 grupos de medidas, onde mantém-se 2 pontos fixos e alteram-se os demais 10 pontos. Ademais para confiabilidade dos dados, adquirem-se 10 conjuntos de medidas em cada grupo. O compressor com os 2 pontos fixo, situados no ponto próximo do canal de medição e suporte de mola, é apresentado na Fig. 6.9 e na Fig. 6.10 são apresentados os demais 40 pontos de medições, enumerados de 1 a 40.



Figura 6.9 – Compressor hermético alternativo com os 2 pontos fixo de medição.



a – Vista frontal



b- Vista lateral direita



c – Vista posterior



d – Vista lateral esquerda



e – Vista superior



f – Vista inferior

Figura 6.10 – Pontos de medição ao longo da carcaça do compressor.

Por fim, destaca-se a importância da metodologia experimental para aquisição dos sinais que alimentam toda metodologia da contribuição das fontes no ruído gerado. A calibração dos sensores, bem como o processo de referenciar todos os sensores em relação a um acelerômetro padrão são essências para os sinais observados não apresentarem erros ou atrasos de fase devido ao equipamento de medição, para tanto, relata-se que a placa de aquisição Bruel & Kjaer 3560-C com módulo 3038 permite aquisição simultânea entre os canais. Expõem-se que as características técnicas tanto da placa de aquisição como do acelerômetro encontram-se disponíveis no Anexo A.

As medições na carcaça ocorrem em regime permanente do compressor hermético alternativo. Ainda, atenta-se que o acelerômetro PCB 352C33 de massa unitária igual a 5,8 g, quando multiplicado pelo conjunto de 12 sensores adiciona massa ao sistema e pode modificar as características dele. A fim de minimizar a presença do sensor sugerem-se sensores de menor massa ou medição de deslocamento a laser. Ressalta-se, que o PCB 352C33 é utilizado devido a disponibilidade e quantidade dos sensores usados.

CAPÍTULO VII

RESULTADOS E ANÁLISES

Neste capítulo apresentam-se os dados coletados propostos no procedimento experimental, em sequência aplicam-se as técnicas de separação de componentes independentes e analisam-se os resultados.

7.1 Velocidade Média Quadrática Espacial

A primeira análise foca-se na velocidade média quadrática da região da carcaça do compressor. Sabe-se que esta região possui grande área e é irradiadora de ruído, assim esperam-se diferentes níveis de vibração devido as configurações de pressão de sucção de descarga. Dispõem-se na Fig. 7.1 a velocidade média quadrática espacial de todos os pontos pertencentes a carcaça do compressor.

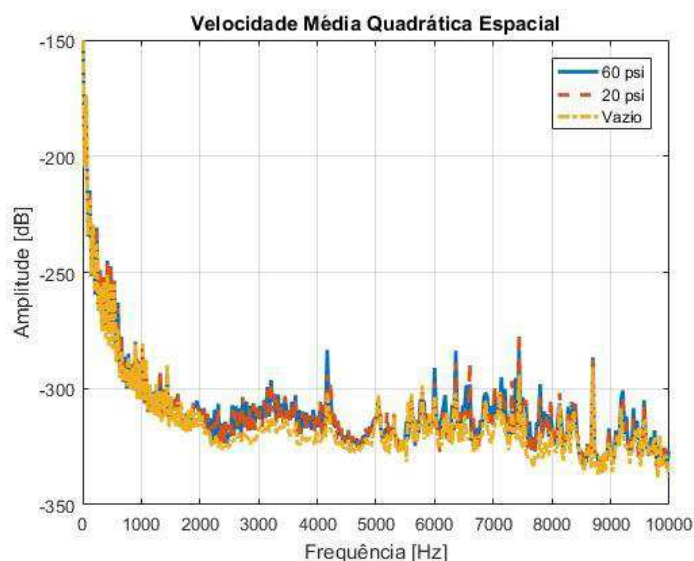


Figura 7.1 – Velocidade média quadrática espacial da carcaça do compressor (resolução em frequência igual a 30 Hz).

Verificam-se diferentes amplitudes de velocidade da carcaça devido a pressão de alimentação do compressor. Nas frequências entre 2000 e 5000 Hz presenciam-se as maiores diferenças. Nesta faixa os menores valores estão associados com a pressão de sucção mais elevada. Acredita-se que o aumento da pressão altera a rigidez do sistema e, conseqüentemente, as frequências naturais. De fato, Diesel (2000) expõem em seu trabalho que alterações no diferencial de pressão entre sucção e descarga provocam mudanças na frequência natural. Segundo o autor, o acréscimo na pressão de sucção induz incremento das frequências.

A região próxima a 500 Hz também apresenta níveis distintos da velocidade adquirida na carcaça, repete-se, na Fig. 7.2, a velocidade média quadrática espacial limitada as frequências de 100 a 900 Hz para análise da região de interesse.

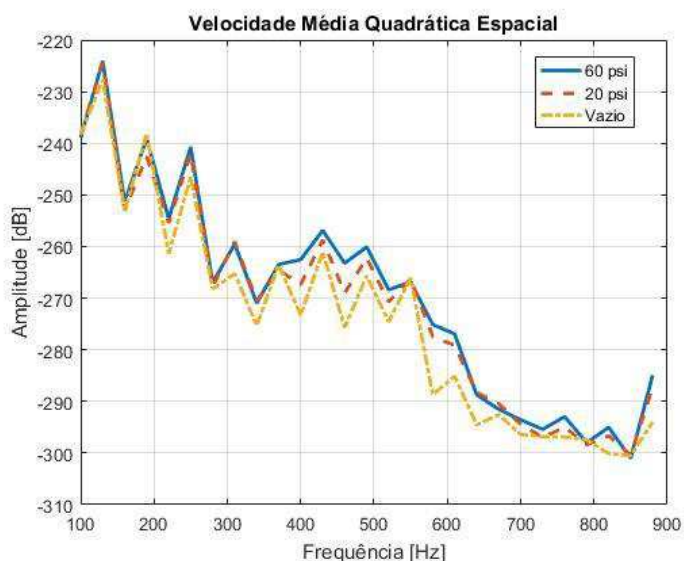


Figura 7.2 - Velocidade média quadrática espacial da carcaça do compressor, faixa de 100 a 900 Hz (resolução em frequência igual a 30 Hz).

Constata-se, na região de 500 Hz, diferentes níveis de amplitude em função da pressão de sucção. Nesta faixa os maiores valores de velocidade estão associados com a menor pressão, enquanto a elevada pressão de sucção resulta nas menores amplitude. Portanto, a pressão de sucção é responsável pelos níveis de velocidade nesta região.

Outra característica interessante na avaliação da velocidade média quadrática espacial da carcaça reside no desvio padrão entre os pontos de avaliação. A distribuição aleatória espacial dos pontos de aquisição aliada aos modos de vibrar da carcaça permite relacionar os elevados valores de desvio padrão com as frequências naturais. A Fig. 7.3 apresenta o desvio padrão espacial das velocidades quadráticas da carcaça.

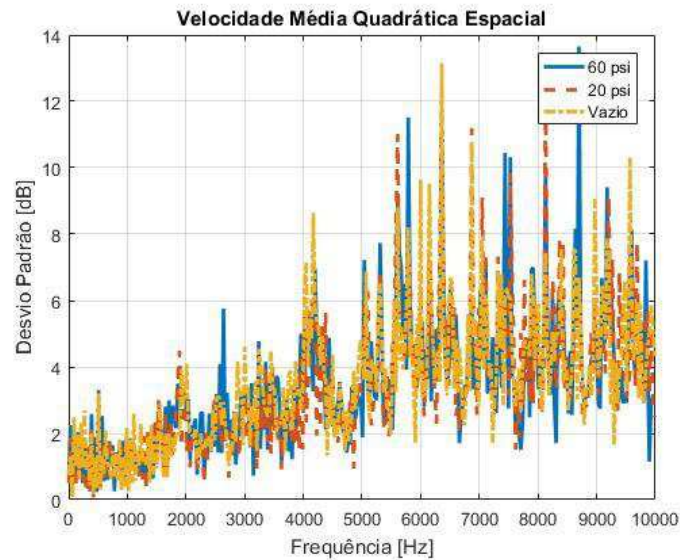


Figura 7.3 – Desvio padrão espacial das velocidades quadráticas da carcaça do compressor (resolução em frequência igual a 30 Hz).

Observam-se elevados desvios padrões nas médias frequências e, principalmente, nas altas frequências. Infere-se que os pontos de medição escolhidos para aquisição de dados situam-se entre os vários nós e anti nós dos modos de vibrar da carcaça. Atentam-se aos maiores desvios padrão associados às altas frequências, relacionam-se estes valores aos modos de vibrar da carcaça que possuem elevadas amplitudes, para complementar a informação repete-se, na Fig. 7.4, a função transferência (Fig. 5.16) utilizada no capítulo da análise dos componentes independentes para mistura convolutiva.

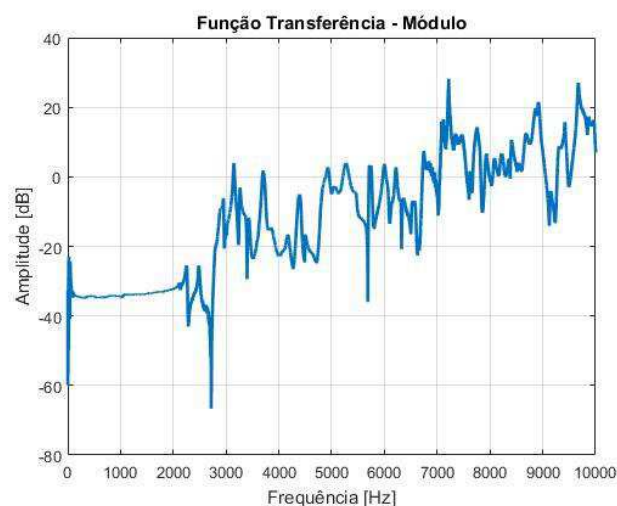
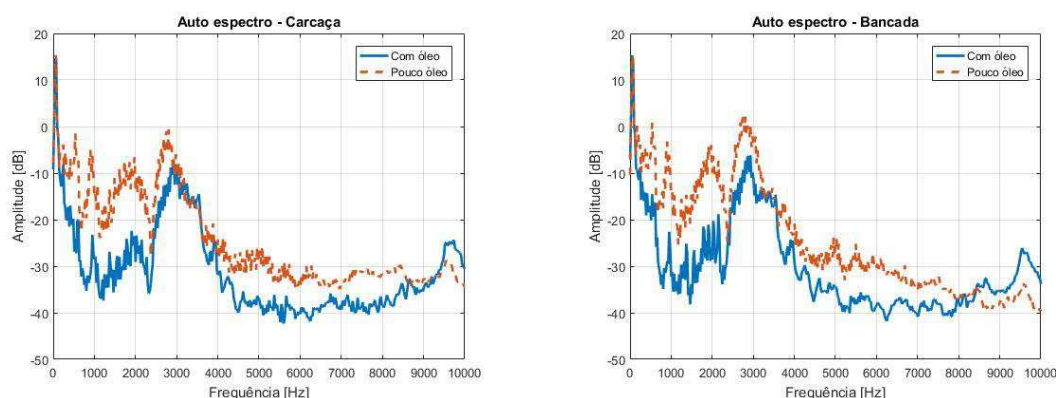


Figura 7.4 – Função transferência medida na lateral da carcaça e tampa do compressor.

Nota-se as amplitudes superiores nas altas frequências da função transferência, ainda elenca-se os modos de vibrar nas altas frequências possuem mais regiões de nós e antinós, os quais contribuem para aumentar o desvio padrão na análise da velocidade média quadrática espacial.

Em sequência avalia-se a presença e insuficiência do óleo lubrificante nas amplitudes geradas pelo compressor em operação. Duas situações são dispostas: uma onde as medições ocorrem no cabeçote do *kit* montado na carcaça e outra montada na bancada – utilizada na aquisição da rigidez transversal (Fig. 5.6). Os auto espectros da amplitude da aceleração do cabeçote são mostradas na Fig. 7.5.



a – *Kit* montado na carcaça

b – *Kit* montado na bancada de rigidez transversal.

Figura 7.5 – Auto espectro da aceleração medida no cabeçote do *kit*, operando em vazio e sem o tubo e mufla de descarga.

A presença do óleo lubrificante é essencial para a redução dos níveis de ruído gerado ao longo de todo o espectro de frequência. Destaca-se a presença de fontes de ruído na região de frequência próxima a 3000 *Hz*, que aliada aos modos de vibrar da carcaça tornam a região crítica na geração de ruído. Nas altas frequências há os menores níveis de ruído, mas na insuficiência de lubrificante os atritos entre os componentes do *kit* tornam a energia nesta faixa elevada. Atenta-se, novamente, que a presença de vários modos de vibrar da carcaça nas altas frequência podem contribuir para o ruído gerado nesta faixa. Neste sentido, Duarte et al. (2012) demonstra que as molas e tubo de descarga do compressor funcionam como filtros passa alta, onde o ruído gerado nas altas frequências é proveniente do atrito.

7.2 Fontes Estimadas

A próxima etapa consiste em processar os sinais adquiridos na carcaça do compressor e verificar as componentes independentes presentes nos sensores observadores. Os dados são apresentados para os três níveis de pressão de sucção, onde os sinais utilizados são referentes ao conjunto de aquisição que possui menor desvio padrão à média das velocidades espaciais da carcaça.

7.2.1 Pressão 60 psi

Na Fig. 7.6 inicia-se apresentando a variância explicada em função da redução da dimensão e pela faixa de frequência para a primeira pressão. Para tanto opta-se pela faixa de 500 *Hz* com sobreposição de 250 *Hz*.

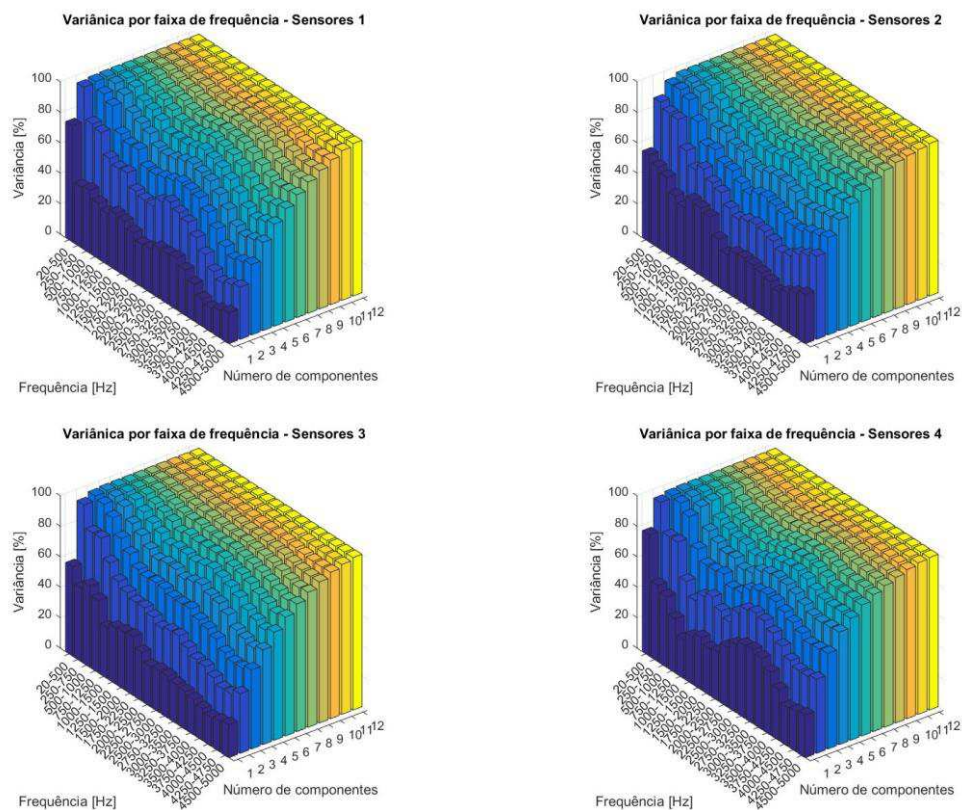


Figura 7.6 – Variação explicada da redução de dimensão para grupos de sensores – Pressão 60 *psi*.

Observam-se a influência da faixa de frequência analisada na variância explicada, bem como a redução mais interessante nas baixas frequências. Nas altas frequências nota-se a inviabilidade de estimação do número de componentes. Ainda, para o grupo de sensores 1 e 4 percebe-se que a variância é melhor explicada nas menores dimensões para as frequências próximas a 3000 *Hz*. Infere-se que a posição dos sensores de observação está relacionada com a estimação das fontes. Yang e Nagarajaiah (2013) discutem a aplicabilidade da ICA para extração dos modos de vibrar de uma estrutura, assim a variância explicada maior na faixa de frequência de 3000 *Hz* pode ser explicada pelos modos de vibrar da carcaça.

Segue-se com a apresentação da variância explicada, porém avaliada para os grupos dos sensores sincronizados. Todos os grupos são referenciados em relação ao acelerômetro de referência 1, localizado próximo ao canal de descarga, do grupo de sensores 4. Utiliza-se a coerência entre os sinais adquiridos para determinar o ponto de referência em comum nas aquisições. Assim, dispõem-se na Fig. 7.7 a variância explicada para um total de até 12 dimensões e a correlação na sincronização dos sinais.

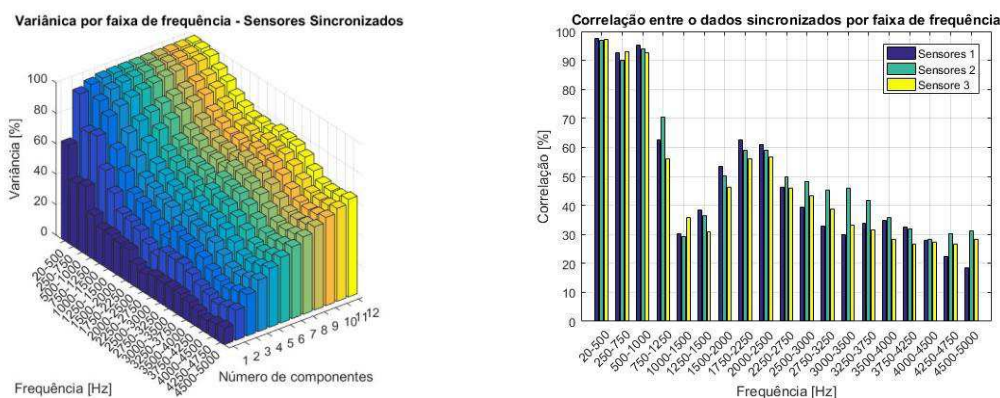


Figura 7.7 – Variância explicada e correlação para sincronização de todos os grupos de sensores – Pressão 60 *psi*.

A variância explicada nas baixas frequência apresenta o mesmo comportamento quando analisada em grupo de sensores separados. Entretanto as variâncias observadas nas frequências próximas a 3000 *Hz* apresentam uma redução, mesmo assim notam-se amplitudes maiores em relação as altas frequências. Atrai-se o observado ao processo de sincronização dos dados, constata-se a boa correlação nas baixas frequências, enquanto as médias e altas frequências possuem correlações entre 20 e 60 %, o que indicam péssima

sincronização dos dados. Atribui-se a dificuldade da sincronização às componentes aleatórias, proveniente do atrito, presentes nestas bandas.

A fim de comparar a variância explicada do grupo sincronizado com os grupos de sensores separados, dispõem-se nas Tabs. 7.1 a 7.3 as variâncias dos grupos em função da dimensão reduzida para as três primeiras faixas de frequência.

Tabela 7.1 – Variância explicada em [%] dos grupos sincronizados e separados para faixa frequência de 20 – 500 Hz – Pressão 60 *psi*.

Dimensão reduzida	Sensores 1	Sensores 2	Sensores 3	Sensores 4	Sensores Sincronizados
1	76,1	57,0	58,5	79,4	64,0
2	98,7	88,9	96,2	97,9	94,8
3	99,6	97,3	99,3	99,5	98,1
4	99,9	98,9	99,8	99,9	99,5
5	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
6	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
7	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
8	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
10	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
11	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
12	100,0	100,0	100,0	100,0	99,9

Tabela 7.2 – Variância explicada em [%] dos grupos sincronizados e separados para faixa frequência de 250 – 750 Hz – Pressão 60 *psi*.

Dimensão reduzida	Sensores 1	Sensores 2	Sensores 3	Sensores 4	Sensores Sincronizados
1	39,7	52,6	48,0	49,9	42,64
2	78,3	85,4	81,6	79,1	73,3
3	95,2	97,8	97,5	98,3	90,9
4	99,1	99,3	99,5	99,6	95,8
5	99,6	99,7	99,7	99,8	97,5
6	99,8	99,8	99,8	99,9	98,2
7	99,9	99,1	99,8	99,9	98,8
8	99,9	99,9	99,9	99,9	99,1
9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,3
10	99,9	99,9	99,9	99,9	99,4
11	99,9	99,9	99,9	99,9	99,5
12	100,0	100,0	100,0	100,0	99,6

Tabela 7.3 – Variância explicada em [%] dos grupos sincronizados e separados para faixa frequência de 500 – 1000 Hz – Pressão 60 *psi*.

Dimensão reduzida	Sensores 1	Sensores 2	Sensores 3	Sensores 4	Sensores Sincronizados
1	41,3	49,9	53,2	46,3	44,3
2	76,4	84,8	81,8	79,2	74,5
3	90,9	94,8	92,3	93,1	84,4
4	95,3	97,2	96,7	96,6	91,6
5	97,4	98,6	98,4	97,8	93,6
6	98,8	99,2	99,1	98,7	95,5
7	99,4	96,6	99,5	99,4	96,1
8	99,7	99,7	99,7	99,6	97,4
9	99,8	99,8	99,8	99,8	98,2
10	99,9	99,9	99,9	99,9	98,5
11	99,9	99,9	99,9	99,9	98,7
12	100,0	100,0	100,0	100,0	99,1

As faixas de frequências apresentam comportamento bem semelhante, uma redução dos dados para 4 a 6 dimensões é suficiente para explicar aproximadamente 99,9 % da variância observada nos sinais adquiridos. Para os sensores sincronizados atenta-se a valores menores de variância quando comparado aos sensores individualmente, no entanto a variância é alta com valores superiores a 90 %.

Diante da semelhança entre as faixas verifica-se a variância explicada para faixa de frequência entre 20 a 1000 *Hz*, os valores são apresentados na Tab. 7.4.

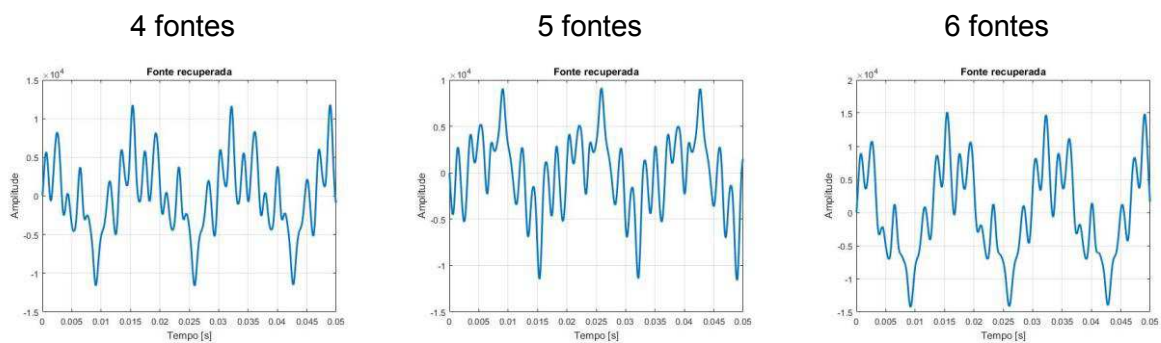
Tabela 7.4 – Variância explicada em [%] dos grupos sincronizados e separados para faixa frequência de 20 – 1000 *Hz* – Pressão 60 *psi*.

Dimensão reduzida	Sensores 1	Sensores 2	Sensores 3	Sensores 4	Sensores Sincronizados
1	75,1	54,6	57,8	79,9	62,7
2	97,7	86,6	94,7	96,3	93,0
3	99,2	95,1	98,9	99,1	97,0
4	99,8	99,8	99,7	99,8	99,2
5	99,9	99,8	99,9	99,9	99,4
6	99,9	99,9	99,9	99,9	99,6
7	99,9	99,9	99,9	99,9	99,7
8	99,9	99,9	99,9	99,9	99,8
9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,8
10	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
11	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
12	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9

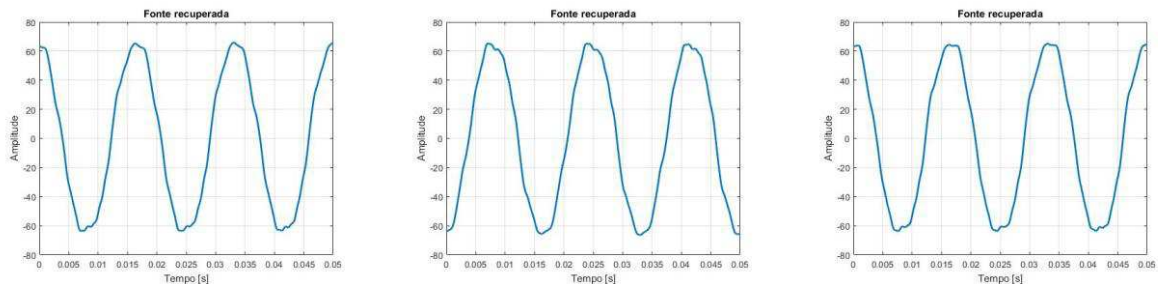
A análise na faixa de frequência maior, 20 a 1000 *Hz*, indica a variância explicada melhor para dimensões menores, tanto para os sensores sincronizados como para em grupos distintos. Entende-se que componentes essenciais para a caracterização das componentes principais estão presentes na maior faixa de frequência, o que facilita sua identificação. Remete-se a velocidade média quadrática espacial da carcaça (Fig. 7.3) e notam-se diferentes níveis na faixa próximo a 500 *Hz*. Outro ponto de interesse reside-se na frequência de rotação do compressor hermético alternativo igual a 60 *Hz*, de fato ao analisar

a variância para a faixa de frequência entre 20 a 250 *Hz* praticamente toda variação é explicada em duas e três dimensões.

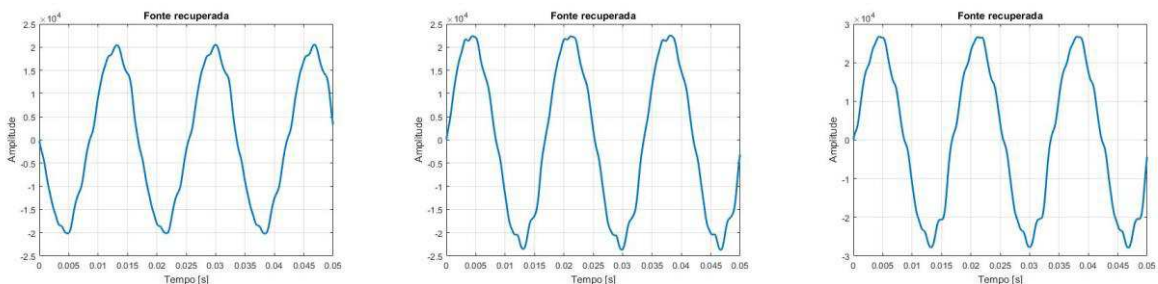
Neste sentido, resolve-se utilizar a faixa de 20 a 1000 *Hz* com todos os sensores presentes. A opção pela não utilização dos grupos de sensores separados baseia-se na maior quantidade de pontos presentes, que após a identificação e contribuição das fontes são dados de entrada no modelo de elementos finitos e, auxiliam na interpolação. Por assim, ilustra-se na Fig. 7.8 as componentes identificadas para 4 a 6 redução de dimensão, faixa onde inicia-se 99 % da variância explicada. Os dados apresentados são recuperados utilizando a metodologia ERBM e Jade, aplicadas no domínio do tempo e frequência, respectivamente.



Componentes 1 – Extraídas no domínio do tempo via ERBM.

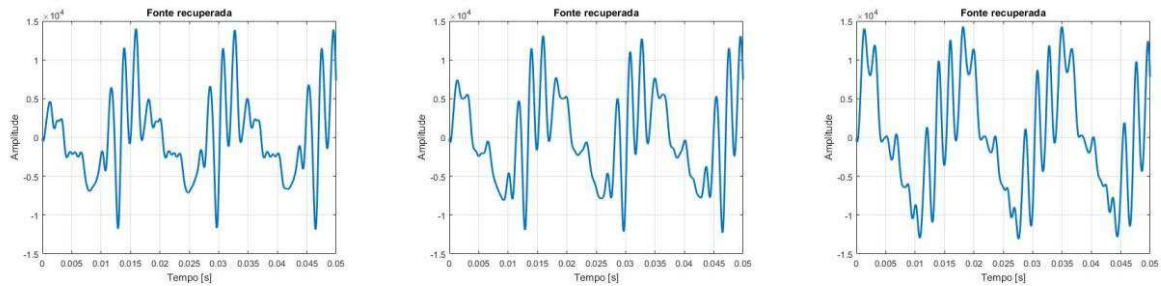


Componentes 2 – Extraídas no domínio da frequência via Jade.

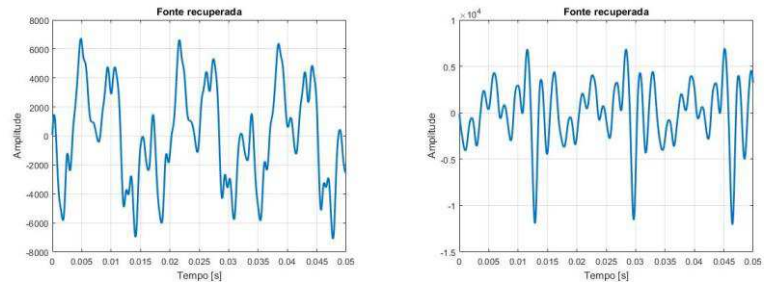


Componentes 3 – Extraídas no domínio da frequência via Jade.

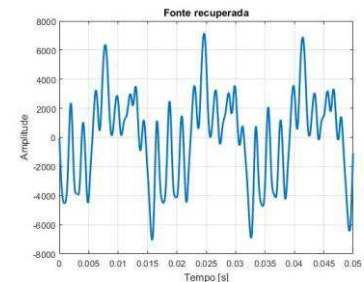
Figura 7.8 – Componentes 1 a 3 identificados para sensores sincronizados – Pressão 60 *psi*.



Componentes 4 – Extraídas no domínio do tempo via ERBM.



Componentes 5 – Extraídas no domínio do tempo via ERBM



Componentes 6 – Extraídas no domínio do tempo via ERBM

Figura 7.9 – Componentes 4 a 6 identificados para sensores sincronizados – Pressão 60 *psi*.

Observam-se que as três primeiras componentes das Figs. 7.8 e 7.9 repetem-se para as situações com 4, 5 e 6 fontes analisadas, atenta-se na indeterminância da escala das fontes, onde algumas fontes estão invertidas, o problema da ordem dos componentes também é presente, mas para fins comparativos as fontes semelhantes são dispostas na mesma linha. Assim, deduz-se a predominância das três primeiras componentes no ruído gerado pelo compressor.

Segue-se a análise para a contribuição das fontes nos sensores de leitura. Inicia-se comparando a potência dos sinais de aquisição com o somatório dos sinais recuperados ponderados em cada sensor. Os valores encontrados são dispostos na Fig. 7.10.

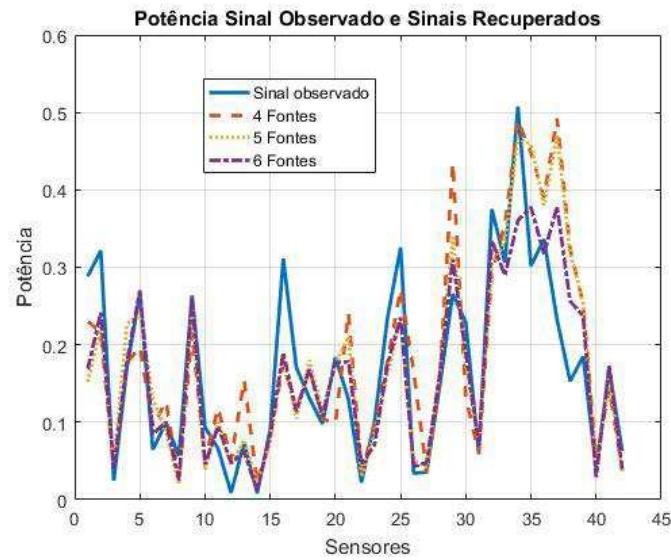


Figura 7.10 – Potência dos sinais adquiridos e recuperados em cada sensor – Pressão 60 *psi*.

Constata-se que as reduções de dimensões para 4, 5 ou 6 sensores garantem a potência de sinal original nos sensores de aquisição. Com o objetivo de verificar a influência de cada fonte nos sensores propõe-se, na Fig. 7.11, a contribuição individual das fontes recuperadas. Consideram-se quatro fontes: as três primeiras componentes da Fig. 7.8 e outra referente ao somatório das demais componentes, Fig. 7.9.

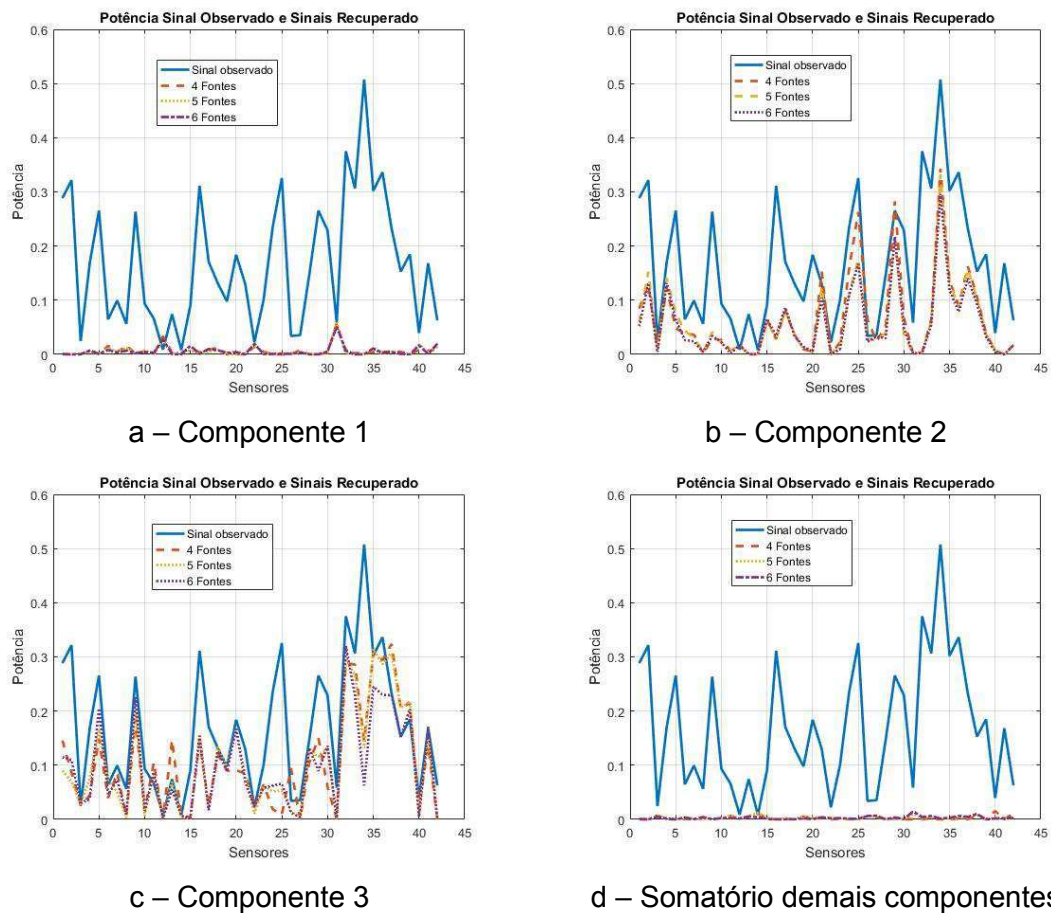


Figura 7.11 – Potência dos sinais adquiridos e recuperados em cada sensor para cada fonte – Pressão 60 *psi*.

Verifica-se a maior quantidade de potência explicada nos pontos da carcaça pertencentes a segunda e terceira componentes identificadas. A primeira componente apresenta contribuições menores, com valores concentrados em alguns sensores de observação. Por sua vez o somatório das demais componentes possuem baixa contribuição ao longo da carcaça. Estes fatos corroboram a repetição das três primeiras componentes nas análises para redução de 4, 5 e 6 dimensões. Além disto, destaca-se para análise com dimensões superiores a presença das três fontes em questão.

Outra perspectiva relativa a potência do sinal observado e sinais recuperados situa-se na presença majoritária de alguns componentes frente aos demais em alguns pontos. Curiosamente os pontos onde isto ocorre são: entre o canal de descarga e sucção e na base de suporte das molas. Na Fig. 7.12 apresentam-se os sinais observados nestes pontos.

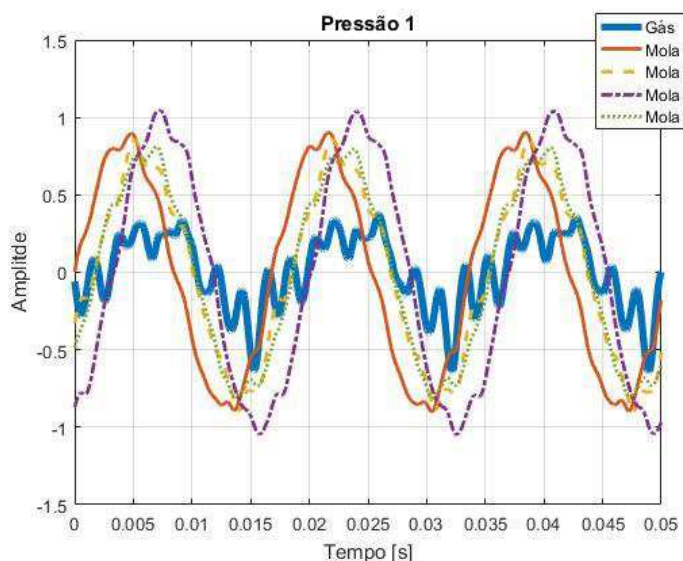


Figura 7.12 – Sinais observados entre o canal de descarga e sucção e na base de suporte das molas – Pressão 60 *psi*.

Nota-se as maiores amplitudes nos sensores localizados no suporte base das molas, neles os sinais são de característica harmônica e relata-se defasagem entre eles. Pelas molas tratam-se do caminho de conexão do *kit* para a carcaça, o *kit* alterna as máximas reações entre as molas: 1 – 2 e 4 – 3. Tais esforços são originados das reações ao desbalanceado do mecanismo alternativo durante o processo de compressão do fluido refrigerante. Por sua vez, as acelerações medidas na região entre os canais de sucção e descarga são relacionadas às pulsações da descarga da câmara de compressão. As amplitudes são associadas à descarga, pois os caminhos de transmissão de ruído do *kit* para a carcaça são as molas do suporte e o tubo de descarga (NUÑEZ, 2010, DUARTE et al., 2012 e SILVA, 2014).

Nas Figs. 7.13 a 7.15 apresentam-se para fins comparativos as fontes recuperadas sobrepostas aos sinais observados da Fig. 7.11. Os valores são normalizados entre -1 e 1 e quando necessário as amplitudes são invertidas para auxiliar na comparação.

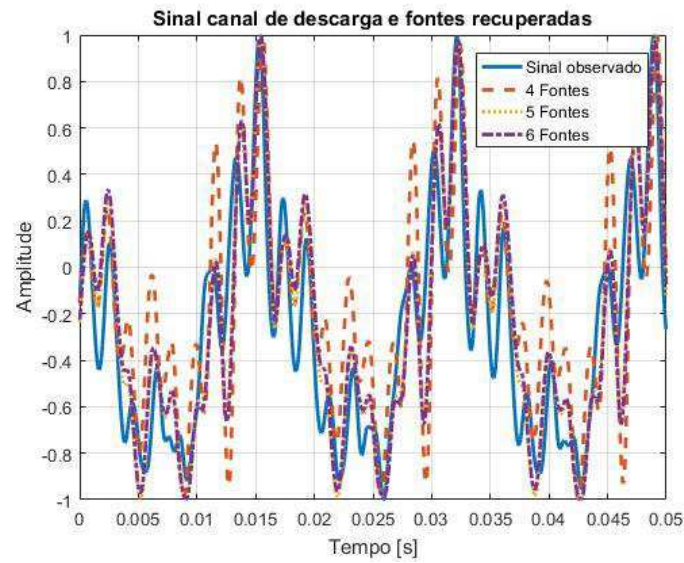


Figura 7.13 – Componente recuperada 1 e observados normalizados e sobrepostos – pulsação descarga – Pressão 60 *psi*.

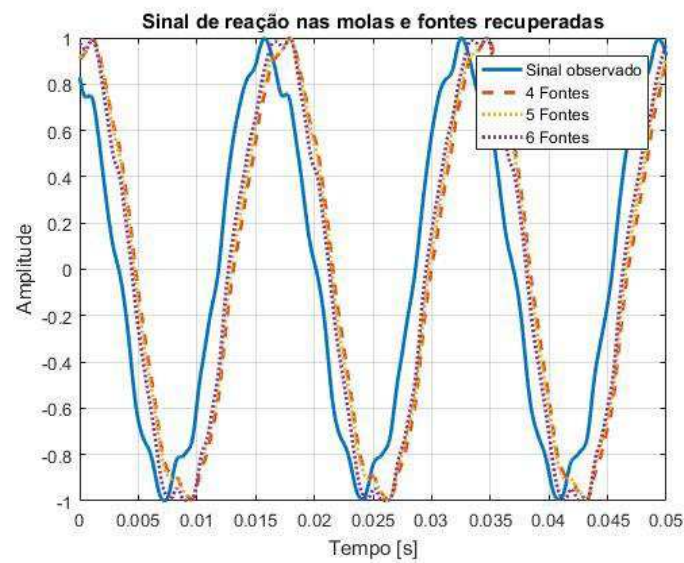


Figura 7.14 – Componente recuperada 2 e observados normalizados e sobrepostos – reação mola – Pressão 60 *psi*.

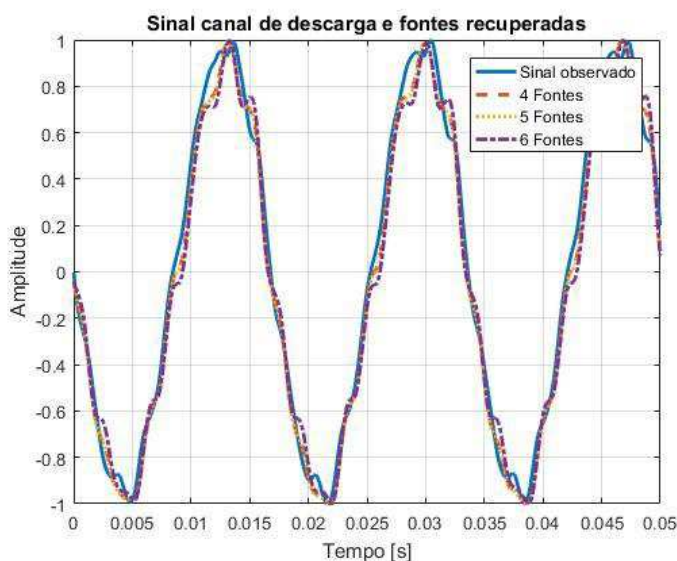


Figura 7.15 – Componente recuperada 3 e observados normalizados e sobrepostos – reação mola – Pressão 60 *psi*.

Na Fig. 7.13 a fonte recuperada e a aceleração medida apresentam boas semelhanças, principalmente para as situações considerando 5 e 6 fontes. Na Fig. 7.14 verificam-se que as componentes identificadas e medidas possuem ótima relação, com fase nula entre elas. No entanto na Fig. 7.15 as componentes recuperadas estão defasadas do sinal observado. Atribui-se a defasagem as reações do *kit* pela mola, que segundo a Fig. 7.12 também o são.

Assim, para a faixa de frequência analisada, 20 a 1000 *Hz*, infere-se duas fontes de ruído principais: uma associada a pulsação do gás e outra devido ao desbalanceamento do *kit*. Neste ponto destaca-se que as fontes de ruído são as reações das molas nos suportes geradas pelo desbalanceamento do *kit* e a reação do tubo de descarga gerada pela pulsação do gás de descarga.

7.2.2 Pressão 20 *psi*

Segue-se a mesma metodologia utilizada na análise dos componentes na primeira pressão e, na Fig. 7.16, dispõem-se a variação explicada dos sinais adquiridos para faixa de frequência de 500 *Hz* com sobreposição de 250 *Hz*.

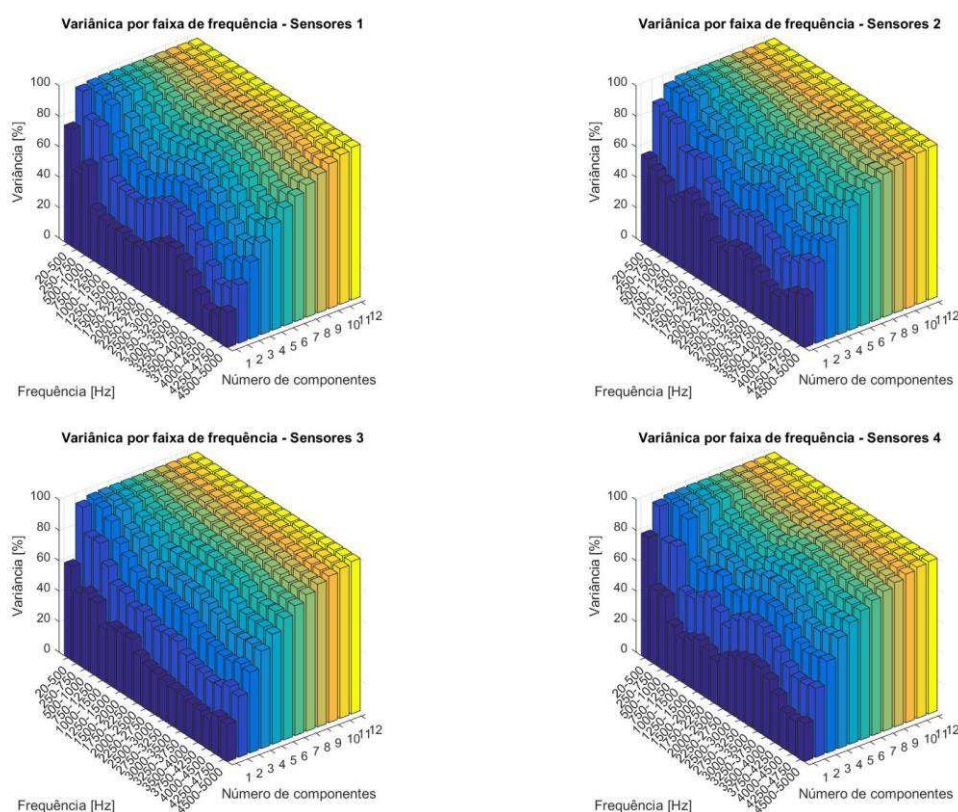


Figura 7.16 – Variação explicada da redução de dimensão para grupos de sensores – Pressão 20 *psi*.

A redução de dimensão para a segunda pressão também é melhor explicada nas baixas frequências. Além região próxima a 3000 *Hz* apresentar variância superior as frequências laterais ao longo do aumento do número de componentes, destaca-se para o segundo grupo de sensores elevadas variações para redução em uma única componente nas frequências próximas a 1500 *Hz*. Porém ao aumentar o número de dimensões as componentes são melhores explicadas para as baixas frequências, até 1000 *Hz*. Ratifica-se a influência da posição dos sensores na variação explicada, assim como a necessidade de menores dimensões para explicar a variação dos dados nas menores frequências.

Frente ao relatado, tem-se na Fig. 7.17 a variação, até 12 dimensões, e a correlação dos dados considerando o grupo de sensores sincronizados para a segunda pressão. Lembra-se que todos os grupos são referenciados em relação ao acelerômetro de referência 1, localizado próximo ao canal de descarga, do grupo de sensores 4.

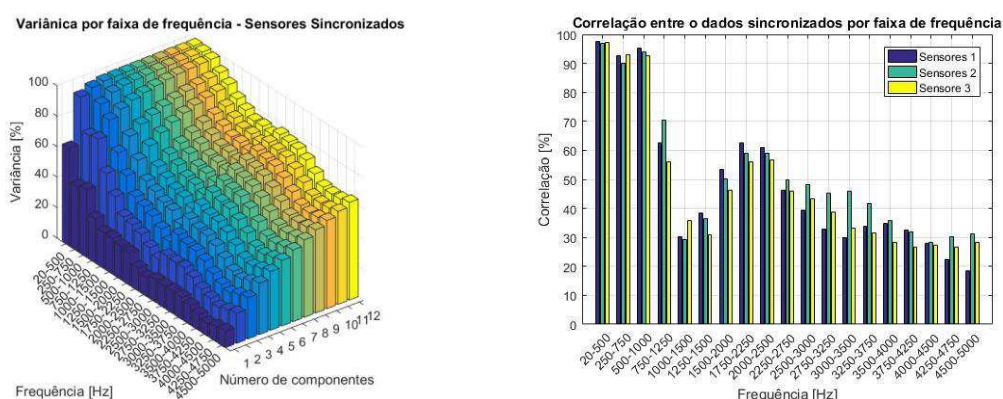


Figura 7.17 – Variância explicada e correlação para sincronização de todos os grupos de sensores – Pressão 20 *psi*.

Nos dados observados na Fig. 7.17 sustenta-se a ideia da faixa de frequência entre 20 a 1000 *Hz* interessante de analisar, pois a coerência é quase total e explica-se a variância dos dados com poucos componentes recuperados.

Assim dispõem-se na Tab. 7.5 apenas as variâncias explicadas para 20 a 1000 *Hz*.

Tabela 7.5 – Variância explicada em [%] dos grupos sincronizados e separados para faixa frequência de 20 – 1000 *Hz* – Pressão 20 *psi*.

Dimensão reduzida	Sensores 1	Sensores 2	Sensores 3	Sensores 4	Sensores Sincronizados
1	75,0	54,6	60,6	78,8	63,9
2	97,3	86,9	95,3	96,2	93,0
3	99,2	95,5	99,1	99,1	97,2
4	99,8	99,8	99,8	99,8	99,2
5	99,9	99,9	99,9	99,9	99,5
6	99,9	99,9	99,9	99,9	99,7
7	99,9	99,9	99,9	99,9	99,8
8	99,9	99,9	99,9	99,9	99,8
9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
10	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
11	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
12	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9

Semelhante aos dados analisados para primeira pressão (Tab. 7.4), 99 % da variância é explicada com dimensão reduzida em 4 componentes, tanto para os sensores analisados em grupos distintos como sincronizados.

Por assim, tem-se nas Figs. 7.18 e 7.19 as componentes recuperadas considerando a mesma quantidade de componentes avaliada para a primeira pressão, isto é, 4, 5 e 6. Expõem-se as componentes analisadas no domínio do tempo via metodologia ERBM e no domínio da frequência segundo Jade. As componentes semelhantes são dispostas na mesma linha, evitando a indeterminância de ordem para apresentação dos dados.

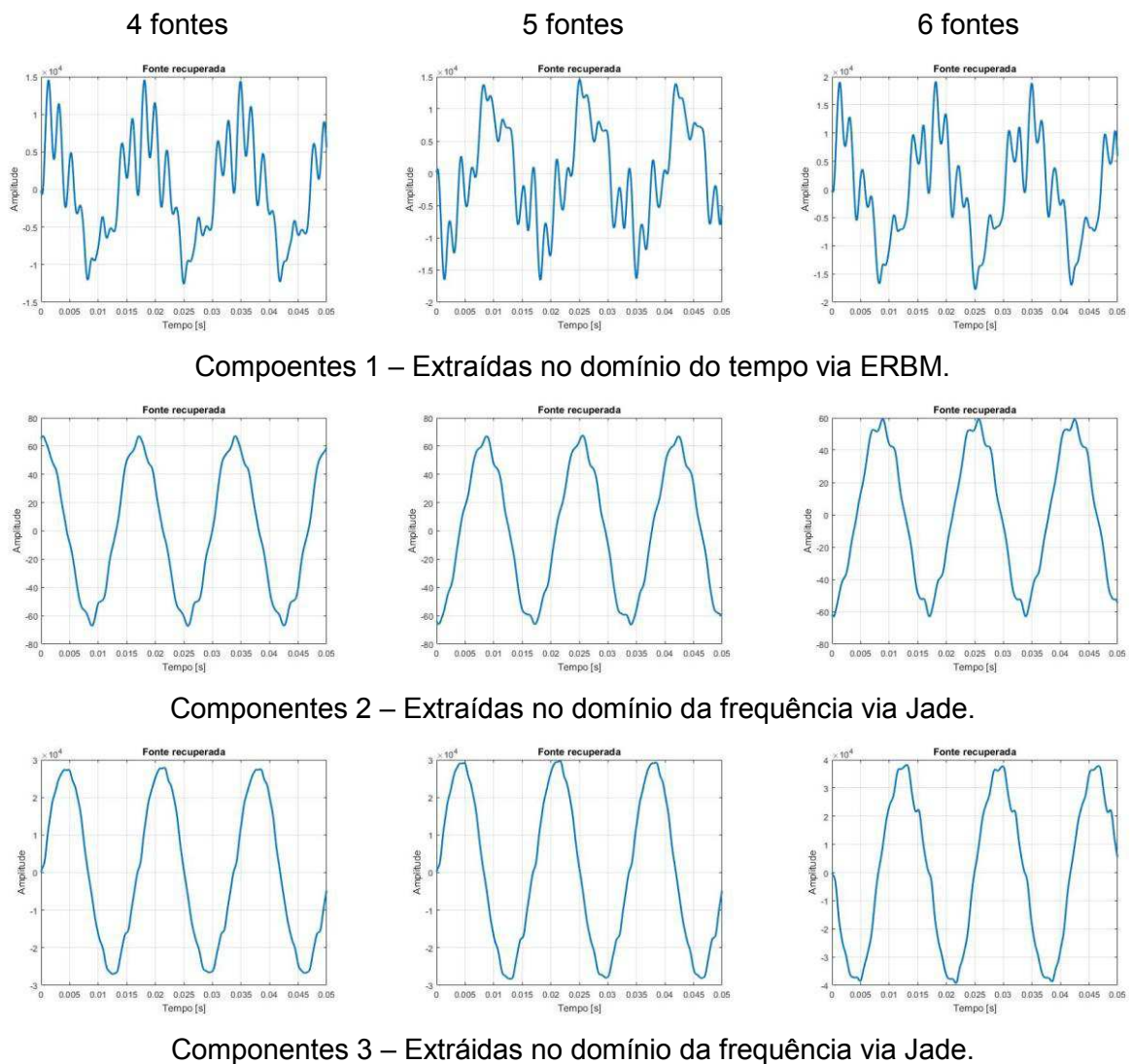
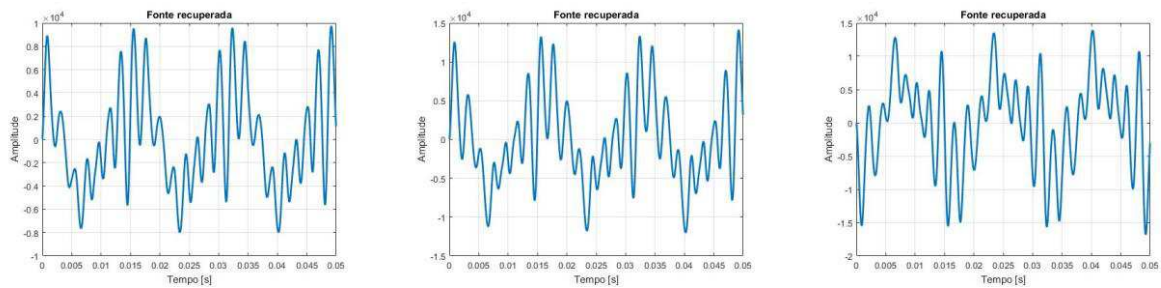
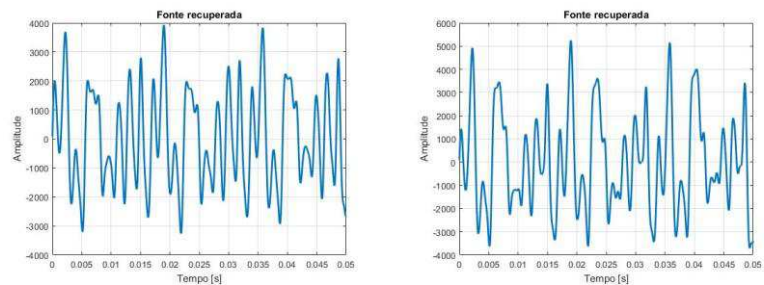


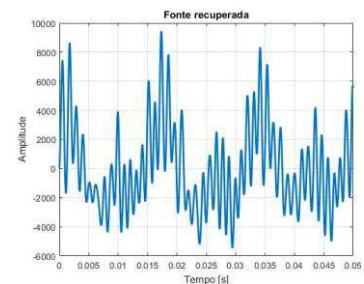
Figura 7.18 – Componentes 1 a 3 identificados para sensores sincronizados – Pressão 20 psi.



Componentes 4 – Extraídas no domínio do tempo via ERBM.



Componentes 5 – Extraídas no domínio do tempo via ERBM



Componentes 6 – Extraídas no domínio do tempo via ERBM

Figura 7.19 – Componentes 4 a 6 identificados para sensores sincronizados – Pressão 20 psi.

Observa-se a repetição das componentes ao aumentar a dimensão dos dados. As componentes 1, 2 e 3 apresentam-se da mesma forma para os ensaios com a primeira e segunda pressão. Já a componentes 4 possui comportamento diferente do observado da primeira pressão e aparenta repetir nas demais análises ao aumentar a variância explicada.

Visa-se a análise da potência entres os sinais medidos e recuperados para auxiliar na quantidade de componentes expressivos. As potências para o sinal observado e recuperado por todas as fontes é exposto na Fig. 7.20, enquanto a contribuição de cada fonte nos pontos de aquisição é exibida nas Fig. 7.21.

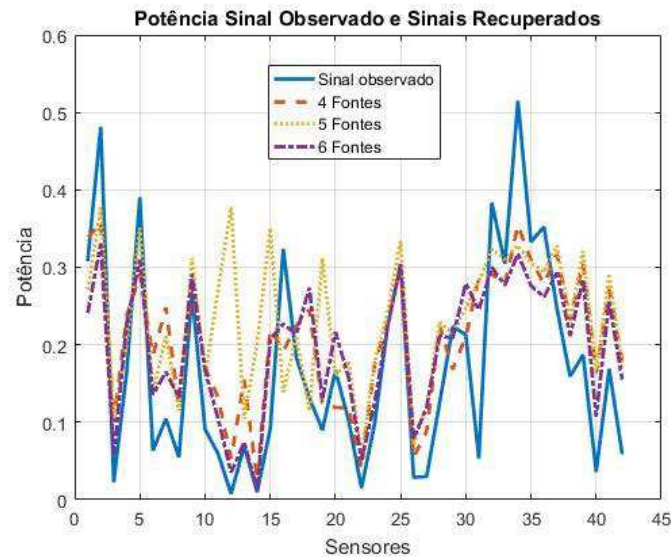
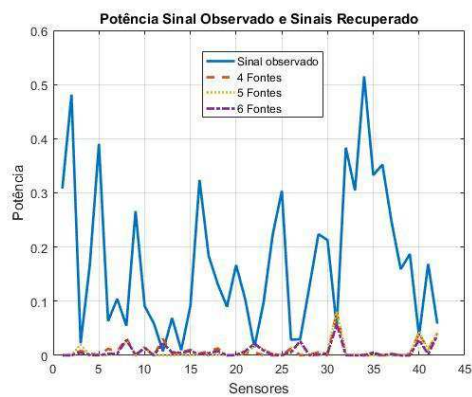
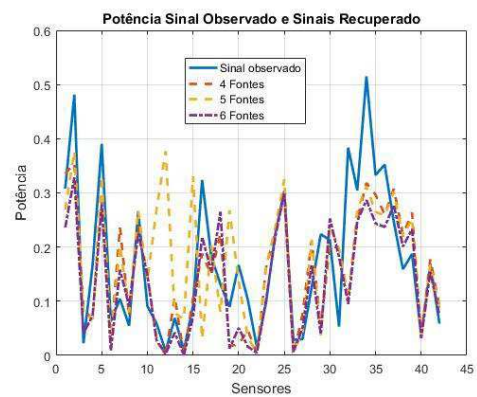


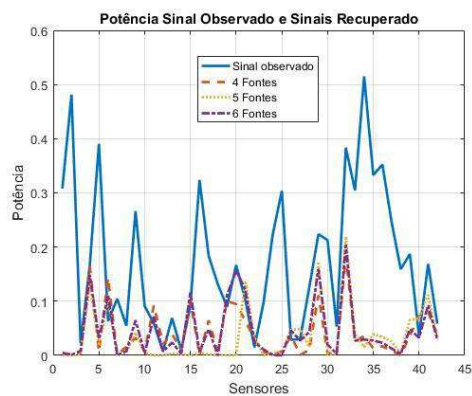
Figura 7.20 – Potência dos sinais adquiridos e recuperados em cada sensor – Pressão 20 *psi*.



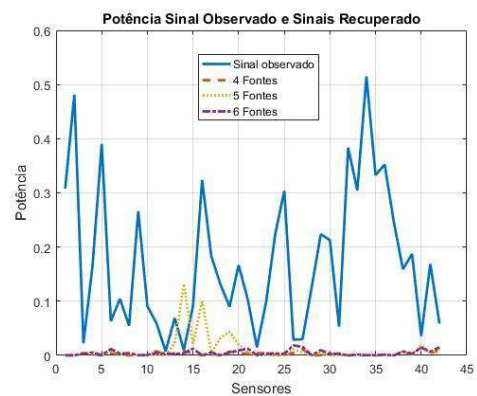
a – Componente 1



b – Componente 2



c – Componente 3



d – Somatório demais componentes

Figura 7.21 – Potência dos sinais adquiridos e recuperados em cada sensor para cada fonte – Pressão 20 *psi*.

Referente a análise da potência dos sinais adquiridos com os sinais recuperados consta-se boa equivalência para redução em 4 e 6 componentes, por outro lado a potência recuperada para 5 fontes apresenta valores diferentes entre os sensores de número 10 a 20. Atribui-se este erro a metodologia de análise de componentes independentes que possui uma etapa de otimização e, este, exemplo ilustra uma recuperação não interessante.

Ao avaliar as contribuições das fontes independentes verifica-se as componentes 1, 2 e 3 como elementos principais na constituição dos sinais observados. Pelo disposto classifica-se a componente 4 e demais pouco expressivas. Não menos importante, nota-se a presença dominante de alguns componentes em sensores localizados próximos ao suporte de mola do *kit* e região próxima aos canais de sucção e descarga, por assim, apresentam-se na Figura 7.20 as amplitudes de aceleração para os pontos em destaque, seguidos da sobreposição com as principais componentes recuperadas nas Figs. 7.22 a 7.25.

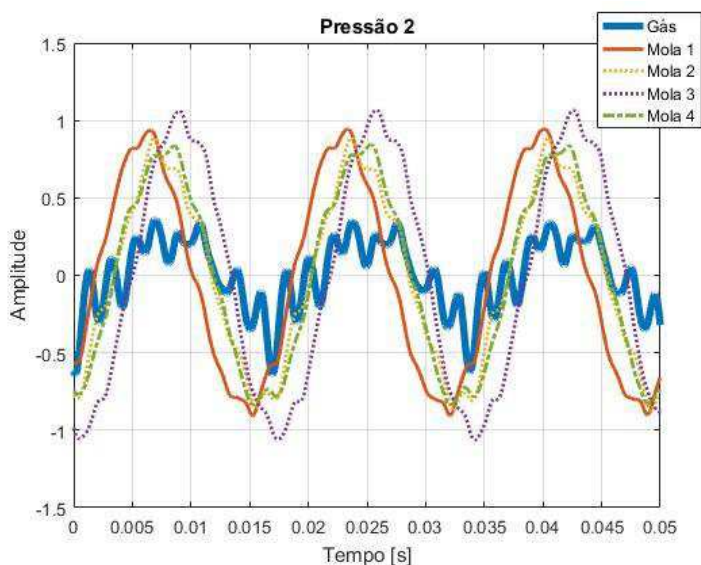


Figura 7.22 – Sinais observados entre o canal de descarga e sucção e na base de suporte das molas – Pressão 20 *psi*.

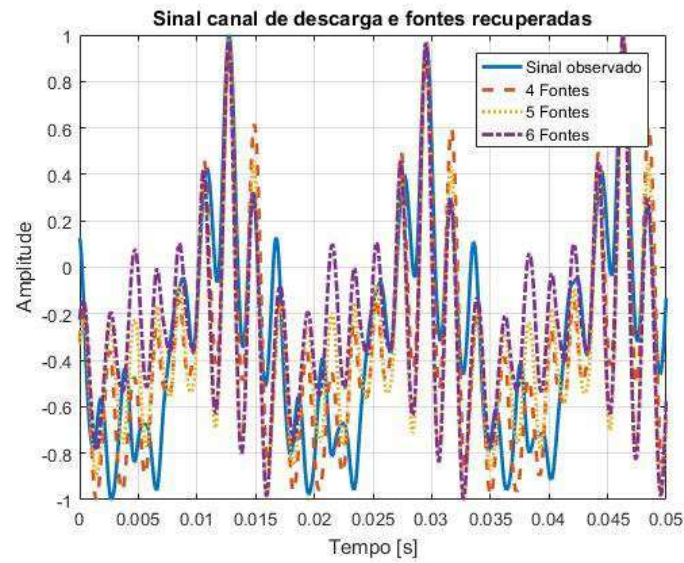


Figura 7.23 – Componente recuperada 1 e observados normalizados e sobrepostos – pulsação descarga – Pressão 20 *psi*.

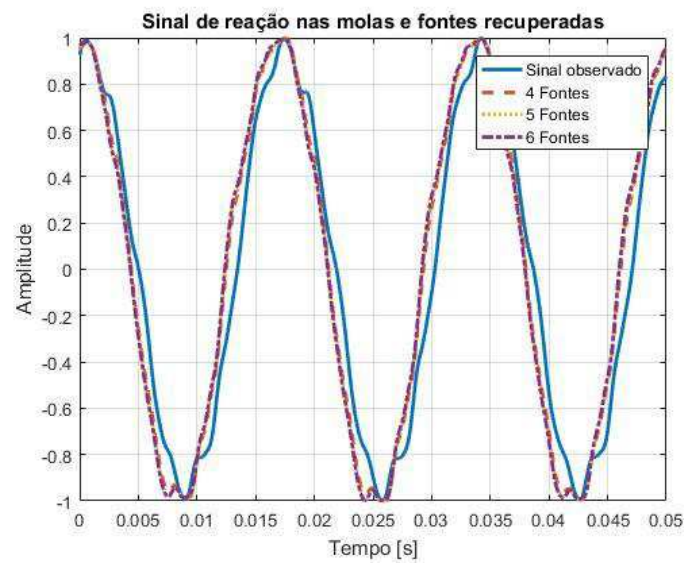


Figura 7.24 – Componente recuperada 2 e observados normalizados e sobrepostos – reação mola – Pressão 20 *psi*.

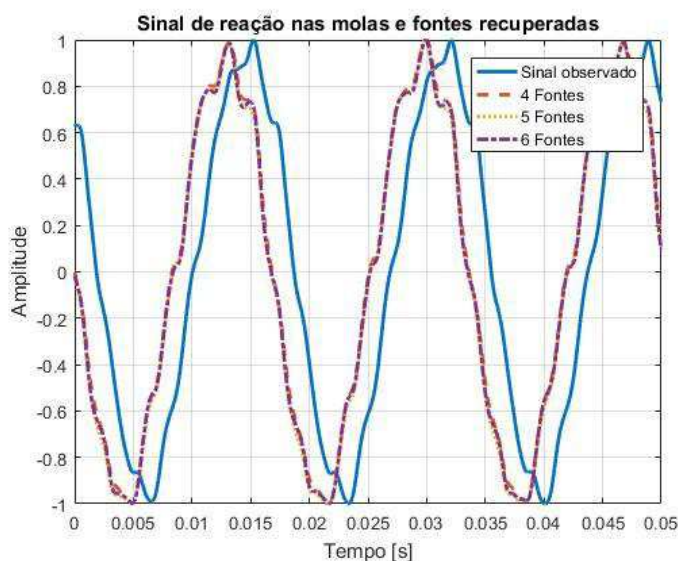


Figura 7.25 – Componente recuperada 3 e observados normalizados e sobrepostos – reação mola – Pressão 20 *psi*.

Na Fig. 7.23 observa-se semelhanças dos eventos recuperados com o sinal observado próximo ao canal de descarga. Nas Figs. 7.24 e 7.25 notam-se os harmônicos associados as reações das molas do *kit*, novamente há presença de componentes identificados com fase nula e outro conjunto com diferença de fase.

Fundamentado nas informações descritas infere-se as fontes pulsação do gás no tubo de descarga e reações das molas devido ao desbalanceamento presentes na análise para a segunda pressão. Atenta-se ao componente associada a pulsação do gás com características distintas das identificadas para primeira pressão, o que corrobora a influência da pressão nas amplitudes medidas.

7.2.3 Pressão em vazio

O último ensaio de pressão é apresentado seguindo as mesmas etapas dos ensaios anteriores. Deste modo, na Fig. 7.26 tem-se com a variação explicada em função do número de componentes desejados para faixa de frequência de 500 *Hz* e sobreposição de 250 *Hz*.

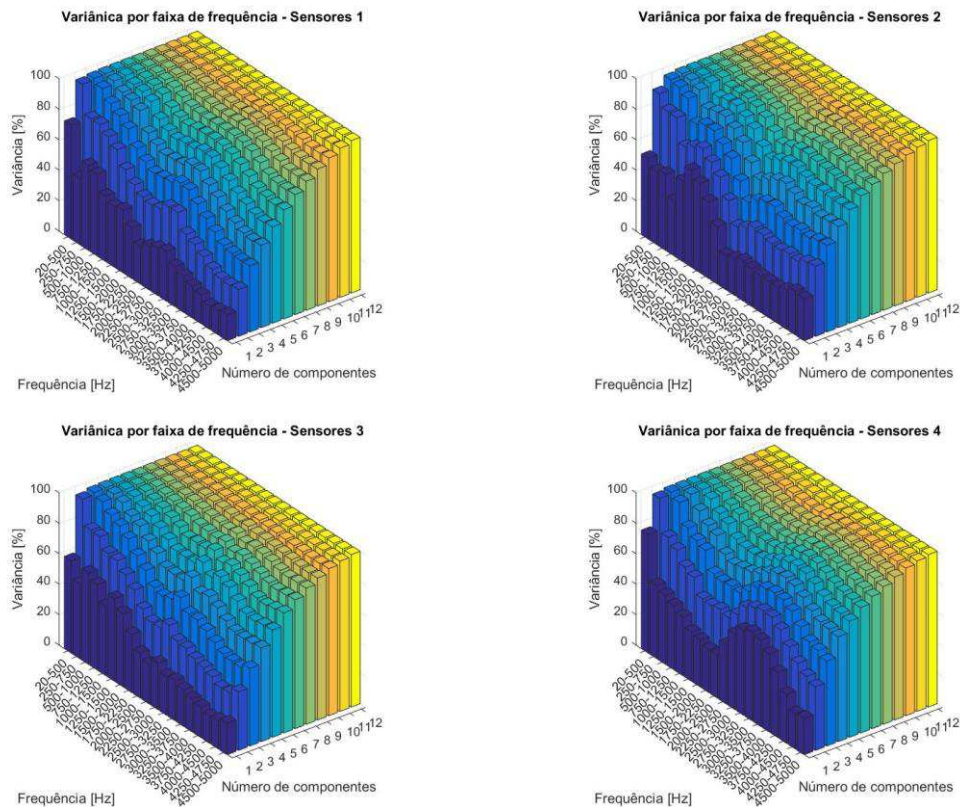


Figura 7.26 – Variação explicada da redução de dimensão para grupos de sensores – Pressão em vazio.

Relata-se variações melhores explicadas nas baixas frequências. Ademais para a terceira pressão verifica-se maiores variâncias nas frequências próximas a 1500 *Hz* para o grupo de sensores 2 e 3, já no grupo de sensores 4 a mesma observação é feita para região próxima a 3000 *Hz*.

Em sequência apresentam-se os dados de variância considerando os sensores sincronizados. Os resultados são dispostos na Fig. 7.27 em conjunto com os valores referentes ao processo de sincronização dos sinais. Recorda-se que todos os grupos são referenciados em relação ao acelerômetro de referência 1, localizado próximo ao canal de descarga, do grupo de sensores 4.

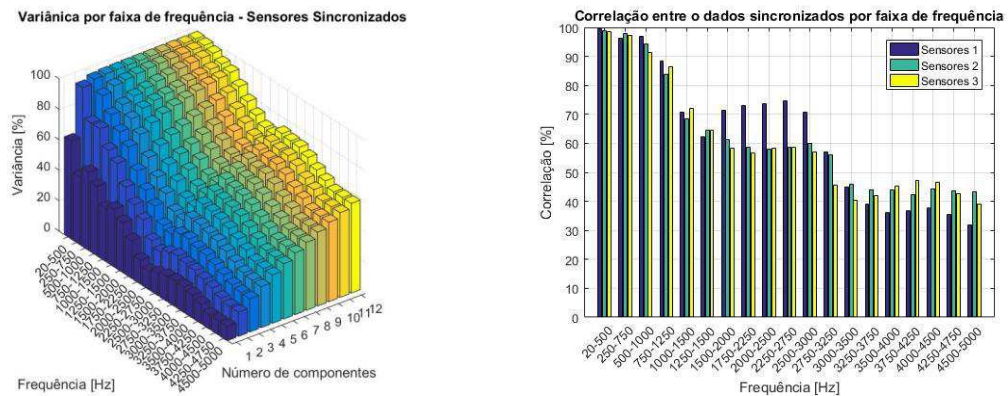


Figura 7.27 – Variância explicada e correlação para sincronização de todos os grupos de sensores – Pressão em vazio.

Percebe-se elevada coerências entre os sinais sincronizados nas baixas frequências, associa-se a ótima coerência com as componentes identificadas nos dois primeiros casos de estudos: reações das molas e pulsação do gás de descarga. Na redução de dimensão permite-se a mesmas análise: ótimos valores nas baixas frequências.

Assim dispõem-se na Tab. 7.6 as variâncias considerando faixa de análise entre 20 a 1000 *Hz*.

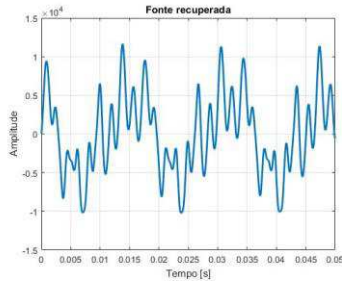
Tabela 7.6 – Variância explicada em [%] dos grupos sincronizados e separados para faixa frequência de 20 – 1000 Hz – Pressão em vazio.

Dimensão reduzida	Sensores 1	Sensores 2	Sensores 3	Sensores 4	Sensores Sincronizados
1	73,6	50,9	59,9	77,0	63,2
2	97,8	90,2	96,6	97,4	94,9
3	99,3	97,9	99,3	99,5	98,4
4	99,8	99,8	99,8	99,8	99,5
5	99,9	99,9	99,9	99,9	99,6
6	99,9	99,9	99,9	99,9	99,8
7	99,9	99,9	99,9	99,9	99,8
8	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
10	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
11	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
12	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9

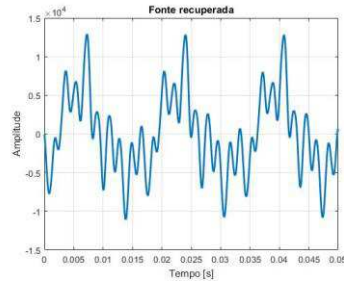
Verifica-se número menor de componentes para explicar a variância em relação a dimensão inicial dos sensores observadores. Mantem-se o mesmo número de componentes utilizados nas análises anteriores, 4 a 6, e verifica-se a repetição dos componentes.

As componentes identificadas são dispostas nas Figs. 7.28 e 7.29, onde a técnica do ERBM é utilizada no domínio do tempo e o Jade é aplicado no domínio da frequência. Apesar da aleatoriedade da ordem, os componentes semelhantes são pareados aos lados, com o objetivo de facilitar a análise.

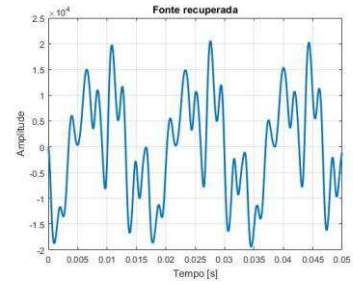
4 fontes



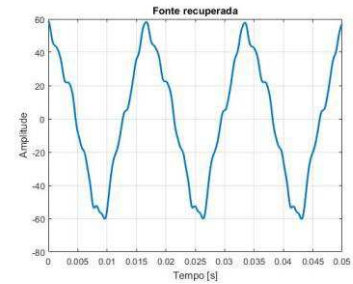
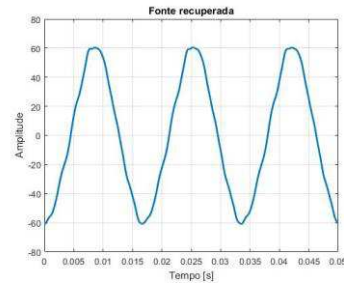
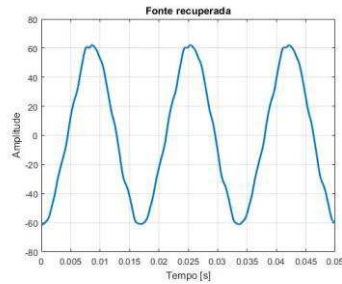
5 fontes



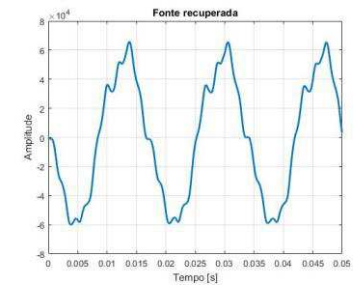
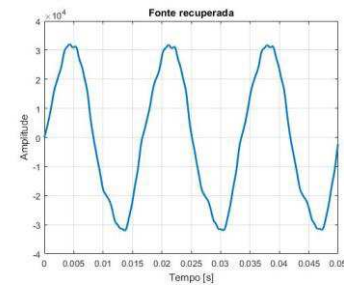
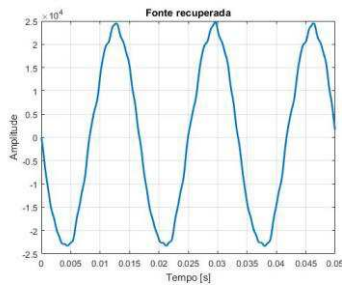
6 fontes



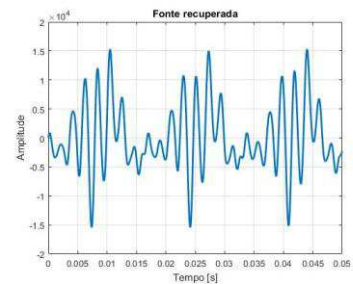
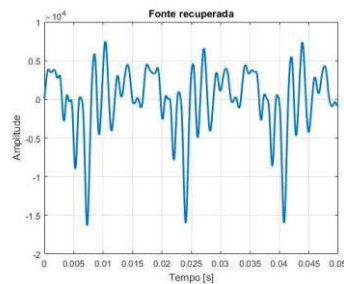
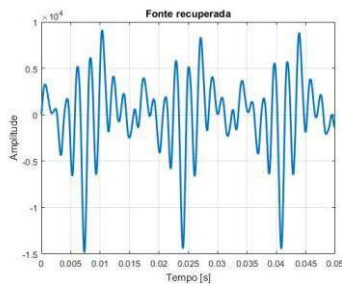
Componentes 1 – Extraídas no domínio do tempo via ERBM.



Componentes 2 – Extraídas no domínio da frequência via Jade.

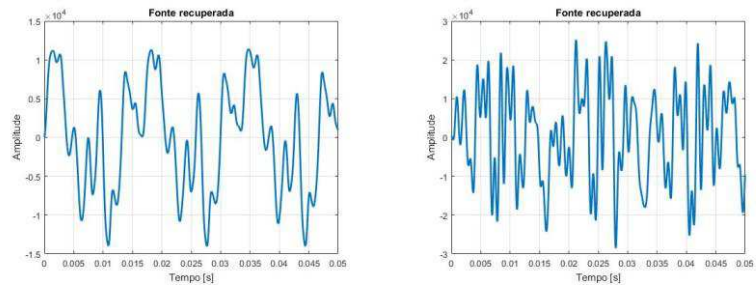


Componentes 3 – Extraídas no domínio da frequência via Jade.

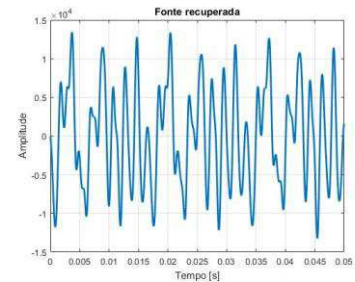


Componentes 4 – Extraídas no domínio do tempo via ERBM.

Figura 7.28 – Componentes 1 a 4 identificados para sensores sincronizados – Pressão em vazio.



Componentes 5 – Extraídas no domínio do tempo via ERBM



Componentes 6 – Extraídas no domínio do tempo via ERBM

Figura 7.29 – Componentes 5 a 6 identificados para sensores sincronizados – Pressão em vazio.

Novamente, destacam-se as três primeiras componentes presentes na análise de componentes independentes. Antes de prosseguir a análise comparativa com os sensores posicionados na base do suporte de molas e região próxima ao canal de sucção e descarga, sugere-se a análise da potência dos sinais mensurados com os sinais recuperados pela somatória das componentes identificadas. A potência referente ao somatório de todas as componentes é apresentada na Fig. 7.30, e na Fig. 7.31 tem-se a contribuição individual das três componentes e das demais componentes somadas.

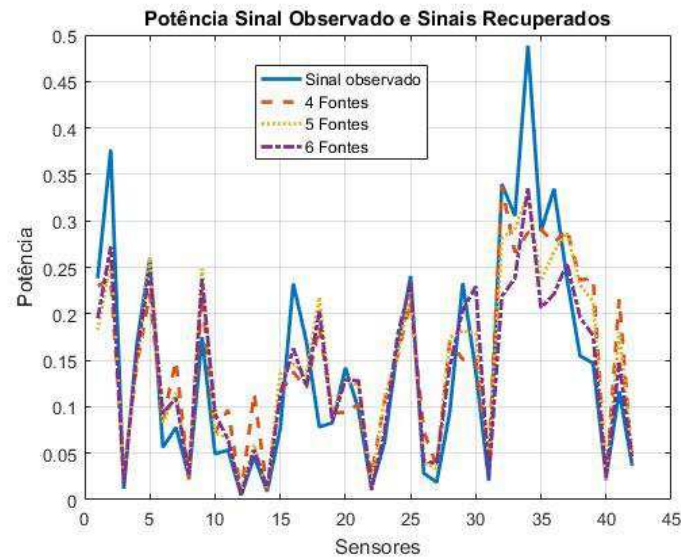
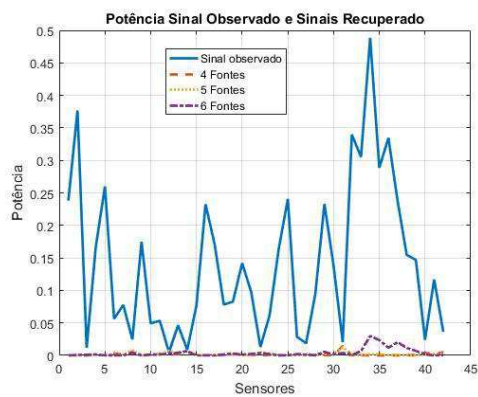
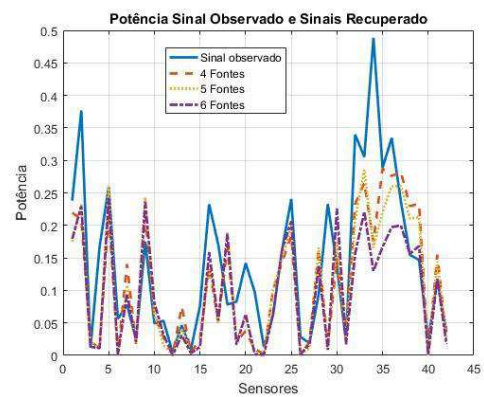


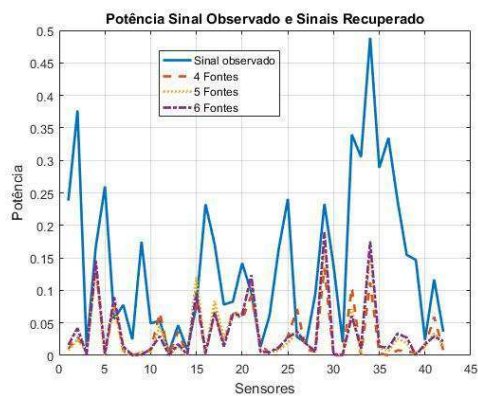
Figura 7.30 – Potência dos sinais adquiridos e recuperados em cada sensor – Pressão em vazio.



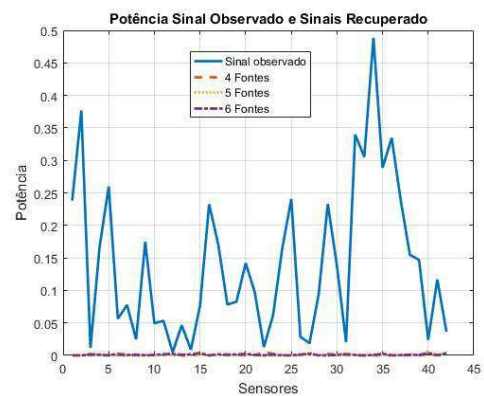
a – Componente 1



b – Componente 2



c – Componente 3



d – Somatório demais componentes

Figura 7.31 – Potência dos sinais adquiridos e recuperados em cada sensor para cada fonte – Pressão em vazio.

A comparação da potência adquirida em cada sensor com a potência recuperado devido à contribuição do somatório das componentes apresenta ótimo resultado, superior aos encontrados para primeira e segunda pressão. Relata-se que nesta configuração de pressão, os efeitos devido a pressão são minimizados, o que permitem uma melhor relação entre os sinais observados e recuperados.

Parte-se para a análise comparativa dos sinais de recuperados com os adquiridos na base do suporte da mola e próximo ao tubo de sucção e descarga. Na Fig. 7.32 tem-se os sinais medidos em seus respectivos pontos e nas Figs. 7.33 a 7.35 dispõem-se a análise comparativa entre os componentes identificados e os sinais referência.

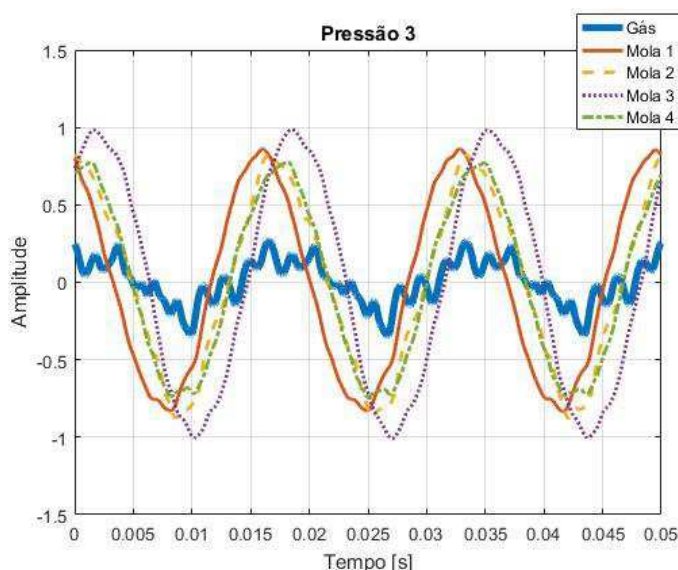


Figura 7.32 – Sinais observados entre o canal de descarga e sucção e na base de suporte das molas – Pressão em vazio.

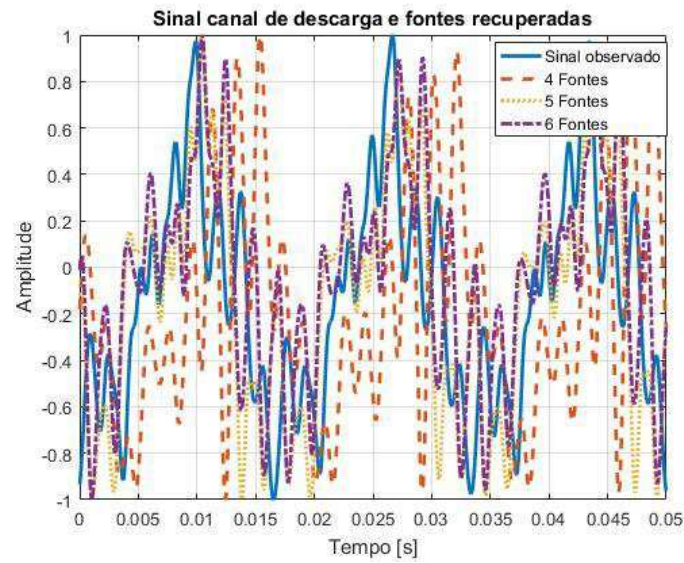


Figura 7.33 – Componente recuperada 1 e observados normalizados e sobrepostos – pulsação descarga – Pressão em vazio.

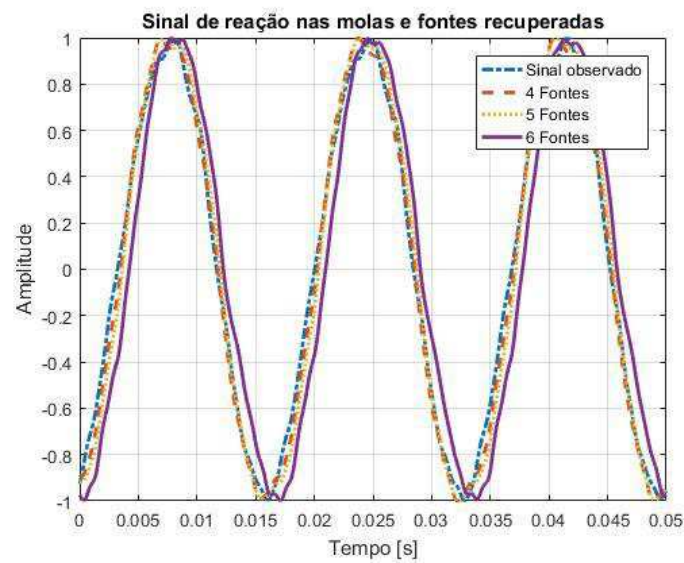


Figura 7.34 – Componente recuperada 2 e observados normalizados e sobrepostos – reação mola – Pressão em vazio.

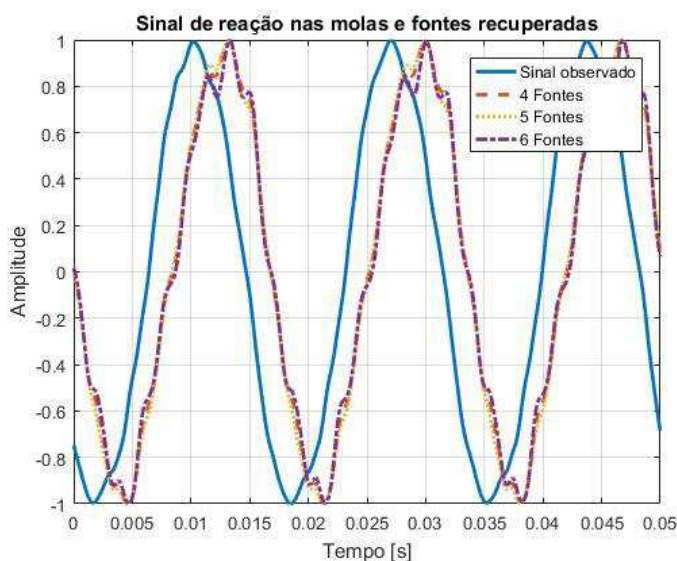


Figura 7.35 – Componente recuperada 3 e observados normalizados e sobrepostos – reação mola – Pressão em vazio.

Verifica-se a dificuldade na estimativa das fontes associadas a flutuação da pressão de descarga, relaciona-se a baixa pressão de alimentação à baixos esforços no tubo de descarga, por sua há poucos sensores capazes ao longo da carcaça de receberem contribuição desta fonte. Remete-se a Fig. 7.31 e verifica-se que a contribuição da primeira componente situa-se em apenas um sensor, enquanto nos demais ensaios, Figs. 7.11 e 7.21, notam-se vários pontos de contribuição.

Associado as reações nas molas do suporte da base, relatam-se as mesmas observações nos estudos anteriores: identifica-se a componente e segundo os sinais observados o *kit* possui defasagem entre as molas mais solicitadas.

7.3 Previsão do NWS

A previsão do nível de potência sonora utiliza a modelagem numérica, em conjunto com as componentes identificadas para avaliar a contribuição das fontes no ruído gerado pelo compressor hermético alternativo. Antes, porém, apresenta-se o nível de potência sonora

simulado e experimental para as três configurações de pressão. Os valores médios em 1/3 de oitava estão presentes na Fig. 7.36 para a banda de até 2000 Hz.

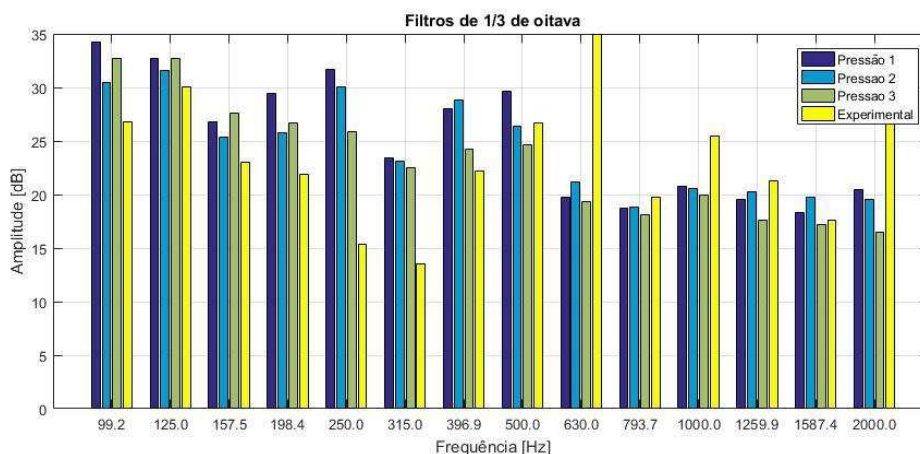


Figura 7.36 – Nível de potência sonora simulado e experimental.

Nota-se equivalência entre o modelo numérico com os valores obtidos experimentalmente. Destaca-se a banda de 630 Hz com as maiores diferenças, atribui-se estes valores aos modos de cavidade presentes no compressor (Ingalls, 1972 e Diesel, 2000).

Diante do modelo validado, apresentam-se as contribuições das componentes estimadas no NWS para cada pressão ensaiada, utiliza-se as fontes recuperadas para o caso de 6 componentes. Assim, na Fig. 7.37 tem-se as contribuições para a primeira pressão.

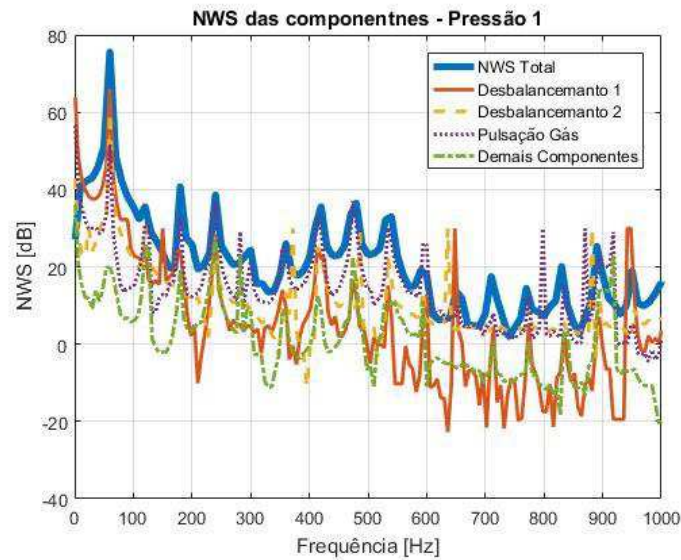


Figura 7.37 – Nível de potência sonora simulado das componentes – Pressão 60 *psi*.

Verifica-se que as componentes associadas aos efeitos de desbalanceamento estão presentes na frequência de 60 *Hz* e seus múltiplos, por sua vez a componente referente à pulsação do gás é responsável pela faixa de 500 *Hz*, enquanto as demais componentes possuem pouca influência na contribuição do NWS total.

Dispõe-se, agrupando as componentes de desbalanceamento, o NWS por banda de 1/3 de oitava na Fig. 7.38.

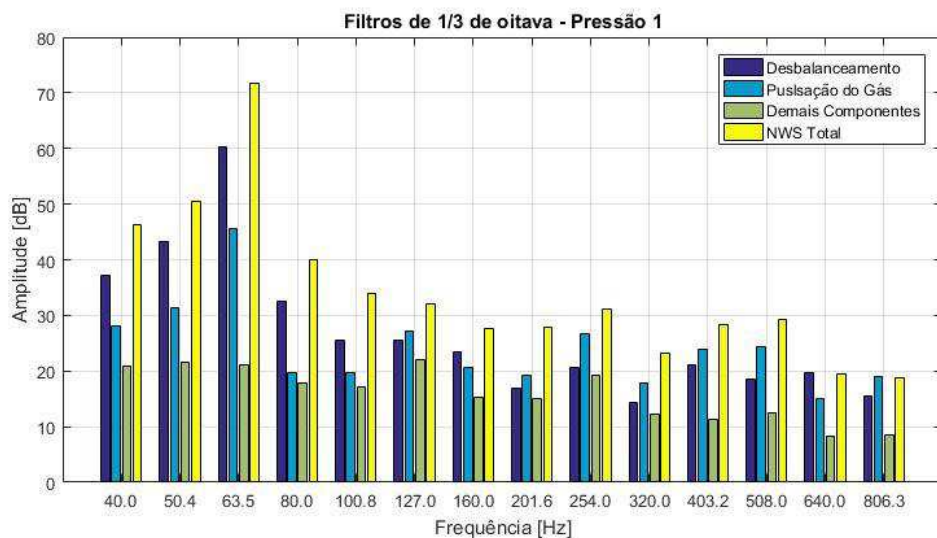


Figura 7.38 – Nível de potência sonora simulado das componentes em bandas de 1/3 de oitava – Pressão 60 *psi*.

De fato, nota-se a que as primeiras bandas de frequência são controladas pelos efeitos de desbalanceamento, enquanto bandas próximas a 500 *Hz* são influenciadas pela pulsação do gás.

Em seguida, as contribuições no NWS das componentes simuladas ao longo da frequência e por banda de 1/3 de oitava são apresentadas nas Figs. 7.39 e 7.40, para a segunda pressão experimentada.

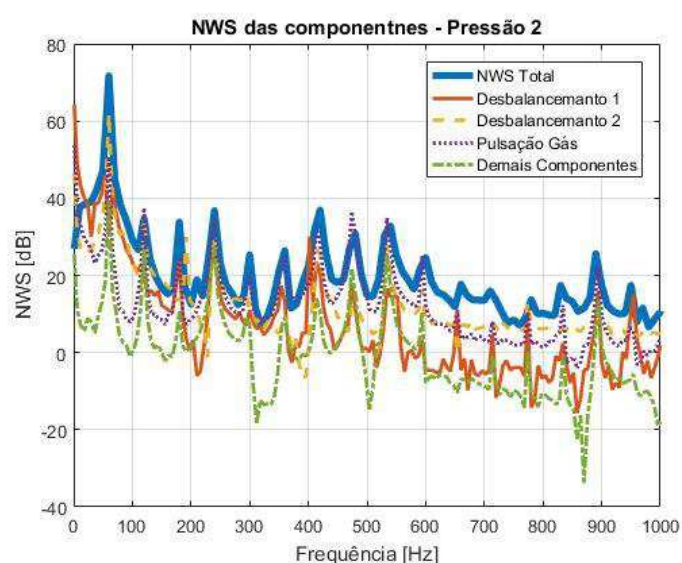


Figura 7.39 – Nível de potência sonora simulado das componentes – Pressão 20 *psi*.

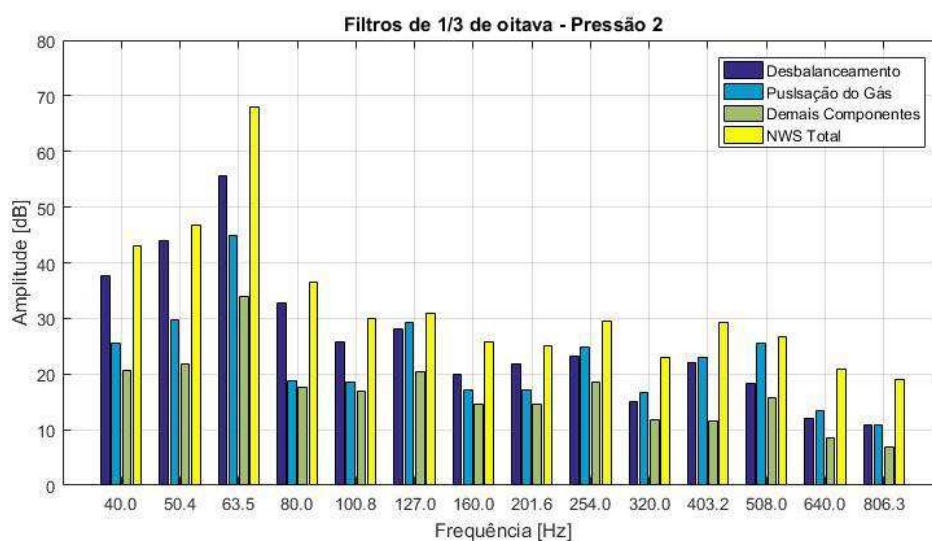


Figura 7.40 – Nível de potência sonora simulado das componentes em bandas de 1/3 de oitava – Pressão 20 *psi*.

Os mesmos comportamentos são observados: efeito do desbalanceamento dominante nas baixas frequências, pulsação do gás responsável nas frequências próximas a 500 Hz e baixa contribuição das demais componentes.

Por sua vez, nas Figs. 7.41 e 7.42 representam-se as contribuições para a menor pressão.

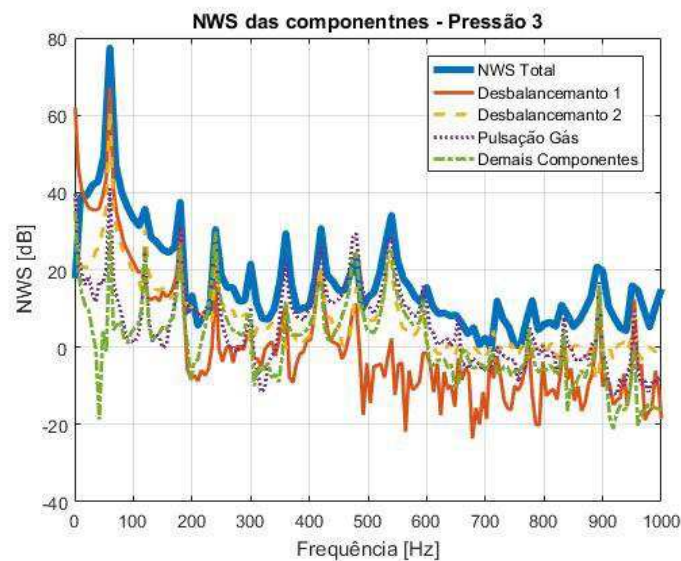


Figura 7.41 – Nível de potência sonora simulado das componentes – Pressão em vazio.

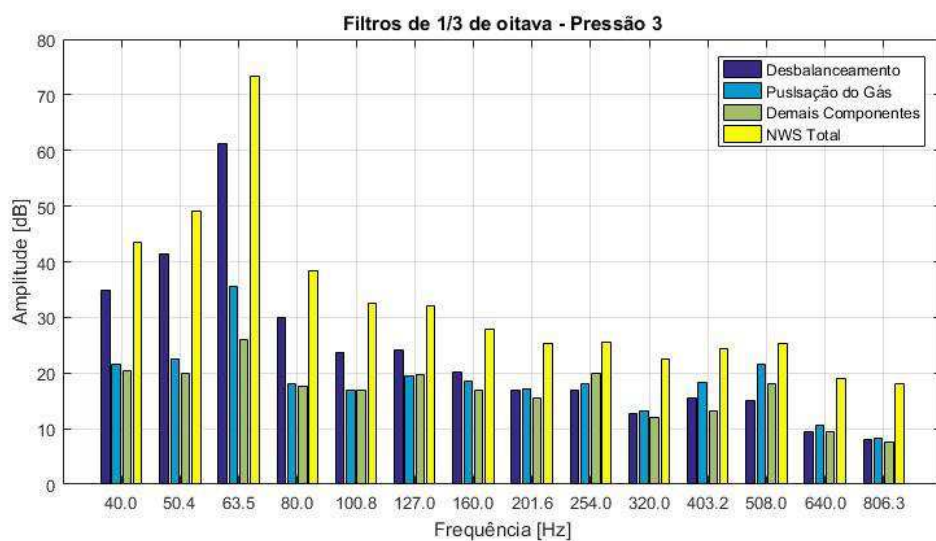


Figura 7.42 – Nível de potência sonora simulado das componentes em bandas de 1/3 de oitava – Pressão em vazio.

Além dos efeitos semelhantes relatos nas duas situações de pressões anteriores, atenta-se que a contribuição no NWS da componente referente à pulsação do gás e demais componentes são próximas. Relaciona este fato à dificuldade de recuperação das fontes referentes aos efeitos de pulsação do gás para baixa pressão ensaiada. Ainda, constata-se na Fig. 7.42 que o NWS das destas componentes são próximas durante toda faixa de frequência analisada.

CAPÍTULO VIII

CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

8.1 Conclusões

8.1.1 Características dos Compressores Herméticos Alternativos

Para o desenvolvimento do presente trabalho fez-se necessário conhecer as características dos compressores herméticos alternativos. O saber científico aliado aos vários trabalhos e discussões relatados a estes compressores permitem:

- a) Listar as principais fontes de ruído: forças magnéticas – presentes no rotor e estator do motor elétrico; forças de desbalanceamento – inerentes ao mecanismo pistão, biela, manivela e eixo; abertura e impacto da válvula de descarga – gerada pela variação brusca de pressão no interior do cilindro; e pulsação do fluido na câmara de sucção – atrelada à abertura e impacto da válvula de sucção;
- b) Elencar os principais caminhos de transmissão: molas de suspensão – acoplamento entre conjunto interno à carcaça; tubo de descarga – caminho de propagação do fluido comprimido; cavidade acústica – conecta acusticamente o conjunto interno à carcaça; e óleo no fundo da carcaça – modifica o acoplamento estrutural acústico interno do compressor;
- c) Relatar a irradiação sonora: do conjunto interno – geometria irradiadora; e carcaça – casca fina irradiadora nas médias frequências.

8.1.2 Técnica da Análise de Componentes Independentes

O problema da separação cega de fontes pautada na fundamentação teórica da análise de componentes independentes permite compreender a técnica, bem como suas limitações e aplicações. Listam-se:

- a) Os procedimentos de separação cega de fontes são aplicados a modelos simplificados, que consideram apenas algumas características: sistemas linear ou não lineares; instantâneos e com memória; e com relação ao número de fontes e sensores. Cada modelo possui características distintas, onde o modelo linear, instantâneo e com o mesmo número de fontes e sensores é o simples;
- b) A consideração da independência entre as fontes é característica principal na construção das relações matemáticas para separação das componentes independentes. Onde a separação das fontes é limitada a no máximo uma fonte gaussiana. E, para situações práticas as componentes estimadas não são totalmente independentes, mas são dadas as mais independentes o possível;
- c) A técnica da análise de componentes independentes é aplicada em várias áreas do conhecimento, por exemplo: ciência médica, detecção de falhas, processamento de imagens;
- d) O pré-processamento dos dados via análise dos componentes principais, apesar de menos limitante que a independência, é fundamental na separação de fontes, pois após a operação resta determinar uma matriz de rotação que garanta a independência. Dentre as métricas mais clássicas para quantificar a independência estatísticas citam-se: maximização da não gaussianidade, minimização da informação mútua, maximização da verossimilhança e descorrelação linear;

8.1.3 Análise dos Sinais Teóricos

Referente a análise dos sinais teóricos, pressão do cilindro, válvula de deslocamento de sucção, válvula de deslocamento de sucção e força magnética, submetidos às aplicações das metodologias do FastICA, Jade, Sobi, EBM e ERBM, elenca-se:

- a) As várias metodologias aplicadas aos sistemas retornam sinais recuperados com índice de desempenho distintos. Na análise do domínio temporal a técnica baseada no ERBM destaca-se como a mais eficaz, enquanto na análise do domínio da frequência o Jade aponta-se com os menores erros de Amari. Entre os dois sistemas a técnica aplicada no domínio do tempo relata índice de desempenho menor;

- b) Componentes com característica impulsiva são melhores recuperados pelo ERBM, já componentes do tipo harmônico são obtidos com maior precisão via metodologia proposta por Jade;
- c) A presença do ruído aditivo individualmente em cada sensor é prejudicial a análise, por outro lado a adição de uma fonte de ruído ponderada em cada sensor apresenta ganhos expressivos no índice de desempenho. Associa-se a melhor recuperação das fontes por tornar os sinais de mistura mais gaussianos, que por sua vez auxiliam as métricas estatísticas na busca das direções de menor gaussianidade;
- d) O número de sensores inferiores ao número de fontes apresenta índice de desempenho próximos aos observados do sistema com ruído adicionado em cada sensor de observação. A quantidade superior do número de sensor em relação as fontes não garantem melhores índices de desempenho;
- e) Por outro lado, a quantidade elevada de sensores aliada à PCA permite estimar o número de fontes presentes no sistema misturador. Destaca-se que os dados apresentam a mesma variância explicada seja no domínio espectral ou temporal;
- f) Nos sistemas com mistura convolutiva, via função transferência entre os pontos da carcaça do compressor, verifica-se que o sistema se comporta semelhante ao instantâneo para frequências inferiores a 2000 *Hz*. Relata-se que as funções transferência possuem fase constante para a faixa de frequência, garantindo a semelhança entre os sistemas;
- g) Apesar da técnica do FastICA, implementada pelo autor, apresentar índices de desempenho intermediários nas situações propostas, ela é fundamental para o entendimento das etapas na ICA;
- h) A indeterminância da escala das componentes independentes é contornada propondo analisar a contribuição das fontes recuperadas nos sensores de observação, o que aliada ao conjunto numérico do compressor permite avaliar as contribuições individuais de cada fonte nos níveis de ruído gerado;
- i) Ao verificar a contribuição das fontes teóricas, válvula de sucção, pressão no cilindro e ruído, ratifica-se as metodologias ERBM e Jade superiores na identificação de componentes impulsivos e harmônicos, respectivamente. Por sua vez a fonte de ruído gaussiana é identificada com clareza, independentemente, do método.

8.1.4 Procedimento Experimental e Componentes Recuperadas

Para a aquisição dos dados na carcaça do compressor, referencia-se todos os acelerômetros em relação ao sensor de referência, além disto o procedimento permite verificar a faixa de sensibilidade dos acelerômetros, 20 a 8000 *Hz*, e minimizar os erros de fase e magnitude entre os sensores e sistema de aquisição de dados. Conforme processo, tem-se:

- a) A análise da velocidade média quadrática espacial demonstra a influência da pressão de sucção nas faixas de frequência próximas a 500 *Hz*, região controlada pelos modos de cavidade, e próximas a 3000 *Hz*, região com presença de vários modos naturais da carcaça. Nestas regiões os maiores níveis são para as maiores pressões de sucção.
- b) O desvio padrão da velocidade média espacial infere a presença de modos naturais na carcaça a partir de 3000 *Hz*. Nas altas frequências os elevados desvios padrão estão associados aos modos de vibrar de alta ordem, que possuem maiores quantidades de nós e anti-nós, bem como maiores amplitudes.
- c) O lubrificante no compressor é fundamental para reduzir as amplitudes ao longo da faixa de frequência, na ausência ou insuficiência deste elemento mesmo as baixas amplitudes de acelerações do conjunto interno, aliado a facilidade de vibrar nas altas frequência da carcaça, são importantes formas de geração de ruído.
- d) A região de frequência próxima a 3000 *Hz*, além de possuir modos de vibrar da carcaça, apresenta grandes amplitudes no conjunto interno que são inerentes a presença da carcaça.
- e) A análise da variância explicada para grupo de sensores separados e sincronizados apresentam elevada variância com poucos componentes nas três primeiras faixas de frequência analisadas, 20 a 1000 *Hz*. Além disto é nesta faixa de frequência que se observa os maiores valores de coerência entre os sinais sincronizados, região onde os efeitos periódicos têm maior predominância que efeitos aleatórios.
- f) Para grupo de sensores distintos constatam-se valores de variância explicada diferentes na mesma faixa de frequência. E, portanto, relacionam-se as diferenças à posição dos sensores de observação.
- g) A variância é melhor explicada na faixa de frequência de 20 a 1000 *Hz* frente às bandas de 20 a 250 *Hz*, 250 a 750 *Hz* e 500 a 1000 *Hz* e, atribui-se o relatado a presença dos esforços de desbalanceamento (60 *Hz*) e pulsação do gás (banda de 500 *Hz*) que são melhores explicadas quando analisado na faixa de 20 a 1000 *Hz*.

- h) As componentes recuperadas analisadas para os três níveis de pressão de sucção do compressor são dadas considerando variância explicada de 99 %. Os números de fontes recuperadas são avaliados para 4, 5 e 6. Entre as fontes recuperadas observa-se a repetição de componentes ao aumentar o número de fontes desejadas. Deduz que estas componentes são as principais na análise de componentes.
- i) Ao avaliar a potência associada ao sinal mensurado com a potência devido às componentes recuperadas nota-se que duas componentes (forças de desbalanceamento) são majoritárias na contribuição da potência medida. A terceira componente (pulsção do gás de descarga) apresenta contribuição em alguns sensores, mas a potência frente aos efeitos de desbalanceamento é menor. As demais componentes possuem pouquíssima contribuição na potência observada pelos sensores.
- j) As três componentes de principais contribuições na potência dos sinais medidos são comparadas com medições localizadas nas 4 molas de suporte do conjunto interno e canal de descarga do fluido refrigerante e, conclui-se que as componentes identificadas estão associadas as forças de desbalanceamento transmitidas a carcaça pelo suporte das molas e a reação do tubo de descarga devido as pulsações do gás comprimido.
- k) Ao comparar as componentes recuperadas entre os três ensaios de pressão, verifica-se que as componentes associadas aos efeitos de desbalanceamento estão sempre presentes, enquanto a componente referente aos efeitos de pulsação apresenta dificuldade de identificação para a menor pressão, conecta-se o relatado as baixas pulsação do gás que são pouco observadas nos sensores posicionados na carcaça.
- l) Os efeitos de desbalanceamento correspondem a amplitudes máximas nas molas defasadas. O conjunto interno alterna as máximas reações entre as molas: 1 – 2 e 4 – 3. Correlata este evento a recuperação de duas componentes harmônicas.
- m) O modelo número de elementos finitos permite avaliar as contribuições das componentes recuperados no NWS do compressor. Nas baixas frequências os efeitos de desbalanceamento são dominantes, enquanto nas frequências próximas as bandas de 500 *Hz* há maiores contribuições dos efeitos identificados como pulsação do gás.

8.2 Trabalhos Futuros

A fim de complementar as contribuições e continuação do trabalho, sugerem-se:

- a) Aplicar novas técnicas de separação cega de fontes. Abrangendo a quantidade de metodologias de ICA confrontadas e classificá-las quanto aos sinais que melhores recuperam;
- b) Investigar a adição da fonte de ruído gaussiana nos sensores de observação, visto que quanto aplicado nos dados teóricos apresenta melhoras significativas no índice de desempenho;
- c) Implementar metodologia baseada na repetição dos algoritmos ICA com diversas condições iniciais e realizar o agrupamento hierárquico das componentes independentes;
- d) Averiguar novas posições dos sensores ao longo da carcaça, recomenda-se aumentar a quantidade de sensores próximos aos canais de sucção e descarga. Acredita-se para a maior quantidade de sinais de mistura, influenciados pelos efeitos de pulsação, conseguir identificar as componentes para baixas pressão de alimentação;
- e) Mitigar a influência da massa adicionada pelos sensores de aquisição na carcaça do compressor, uma vez que modificam as características do sistema. Recomenda-se sensores de menor massa, bem como aquisição através do laser;
- f) Usar a ICA em outras configurações operacionais e modelos de compressores e, avaliar a abrangência da ferramenta.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

A HISTÓRIA DAS MÁQUINAS, **Livro a história das máquinas 70 anos**, 2005, <<http://abimaq.org.br/Arquivos/Html/Publica%C3%A7%C3%B5es/Livro-A-historia-das-maquinas-70-anos-Abimaq.pdf>>, acesso 10/08/2015.

ABRAVA, **Panorama HVAC-R**, 2015, <<http://www.abrava.com.br/economia-e-estatistica>>, acesso 27/07/2015.

AJAMI, A.; DANESHVAR, M., **Data driven approach for fault detection and diagnosis of turbine in thermal power plant using independent component analysis (ICA)**, Electrical Power and Energy Systems, 2012, Vol. 43, pp. 728-735. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2012.06.022>

ALUDNAM, **Código Sobi em MatLab®**, 2011 < <https://github.com/aludnam/MATLAB/blob/master/sobi/sobi.m>>, acesso 15/03/2016.

AMARI, S. I., **Natural gradient Works efficiently in learning**, Neural Computation, 1998, Vol. 10, pp. 251-276. <https://doi.org/10.1162/089976698300017746>

ANTONI, J., **Blind separation of vibration components: Principles and demonstrations**, Mechanical systems and signal processing, 2005, Vol. 19, pp. 1166-1180. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2005.08.008>

BAARS, E., LENZI, A., NUNES, R. A. S., **Sound quality of hermetic compressors and refrigerators**, International Compressors Engineering Conference, 2002, Paper 1541.

BEALL, E. B., LOWE, M. J., **The non-separability of physiologic noise in functional connectivity MRI with spatial ICA at 3 T**, Journal of neuroscience methods, 2010, Vol. 191, pp. 263-276. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2010.06.024>

BELOUCHRANI, A., ABED-MERAIM, K., CARDOSO, J. F., MOULINES, E., **A blind source separation technique based on second order statistics**, IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, Vol. 6, pp. 434-444. <https://doi.org/10.1109/78.554307>

BENDAT, J. S., PIERSOL, A. G., **Random data: Analysis and measurement procedures**, John Wiley & Sons, 2012, 4ª Edição.

BERANEK, L. L., **Noise and vibration control engineering**, John Wiley & Sons, 1992.

BISCALDI, E., FARAON, A., SARTI, S., **Numerical prediction of the radiated noise of hermetic compressor under the simultaneous presence of different noise sources**, International Compressor Engineering Conference, 1998, Paper 1262.

BISTAFA, S. R., **Acústica aplicada ao controle de ruído**, Editora Edgard Blucher, 2006, São Paulo.

BKSV, **System data: IDE Hardware configuration for PULSE – Types 3560-B, 3560-C, 3560-D and 3560-E**, 2017, < <https://www.bksv.com/media/doc/bu0228.pdf>>, acesso 19/11/2016.

BRANCHER, R. D., **Desenvolvimento e validação experimental de um modelo para a previsão do desempenho de compressores rotativos de pistão rolante**, Dissertação de mestrado, 2013, UFSC, Florianópolis.

BURDEN, R. L., FARIAS, J. D., **Análise numérica – Tradução da 8ª edição norte americana**, Cengage Learning, 2008.

CASELLA, G., BERGER, R. L., **Inferência estatística – Tradução da 2ª edição norte americana**, Cengage Learning, 2010.

CARDOSO, J. F., SOULOUMIAC, A., **Blind beamforming for non-Gaussian signals**, IEEE Proceedings F – Radar and Signal Processing, 1993, Vol. 140, pp. 362-370.

CARDOSO, J. F., **Código Jade em MatLab®**, 2013, <<http://perso.telecom-paristech.fr/~cardoso/Algo/Jade/jade.m>>, acesso 23/02/2016.

CARMO, M. G. V., **Fluxo de energia vibratória do conjunto moto-compressor para a carcaça de um compressor hermético através das molas de suspensão**, Dissertação de mestrado, 2001, UFSC, Florianópolis.

CHAPRA, S. C., **Métodos numéricos aplicados com Matlab para engenheiros e cientistas**, Mc Graw Hill, 2013, 3ª Edição.

CHAUHAN, S., ALLEMAG, R. J., MARTELL, R., BROWN, D. L., **Application of independent component analysis and blind source separation techniques to operation modal analysis**, 25th International modal analysis conference, 2007, Orlando, FL.

CHENG, W., ZHANG, Z., HE, Z., **Vibration analysis of submarine model based on an improved ICA approach**, Advance in neural network research and application, 2010, Vol. 67, pp. 721-728.

CHENG, W., LEE, S., ZHANG, Z., HE, Z., **Independent component analysis based source number estimation and its comparison for mechanical systems**, Journal of Sound and Vibration, 2012, Vol. 331, pp. 5153-5167.
<https://doi.org/10.1016/j.jsv.2012.06.021>

CHENG, W., ZHANG, Z., ZHU, G., HE, Z., **Noise source identification and localization of mechanical systems based on an enhanced independent component analysis**, Journal of Vibration and Control, 2014, Vol. 22, pp. 1128-1142.
<https://doi.org/10.1177/1077546314539370>

CHERRY, E. C., **Some experiments on recognition of speech, with one and with two ears**, The Journal of the Acoustical Society of America, 1953, Vol. 25, pp. 975-979.

COVER, T. M., THOMAS, J. A., **Elements of information theory**, John Wiley and Sons, 1991, 2ª Edição.

COMON, P., **Independent component analysis: A news concept?**, Signal Processing, 1994, Vol. 36, pp. 287-314. [https://doi.org/10.1016/0165-1684\(94\)90029-9](https://doi.org/10.1016/0165-1684(94)90029-9)

CORREA, N., ADALI, T., CALHOUN, V. D., **Performance of blind source separation algorithms for fMRI analysis using a group ICA method**, Magnetic resonance imaging, 2007, Vol. 25, pp. 684-694. <https://doi.org/10.1016/j.mri.2006.10.017>

CROCKER, M. J., **Handbook of noise and vibration control**, John Wiley & Sons, 2007.
<https://doi.org/10.1002/9780470209707>

DIESEL, F. N., **Fluxo de energia sonora do conjunto interno moto-compressor para carcaça de compressores herméticos através da cavidade**, Dissertação de mestrado, 200, UFSC, Florianópolis.

DUARTE, L. T., **Um estudo sobre separação cega de fontes e contribuições ao caso de misturas não-lineares**, Dissertação de mestrado, 2006, UNICAMP, Campinas.

DUARTE, M. A, NETO, P. B. F., NETO, M. G. F., DESTIN, A. L. D., **Use of vibro-acoustic techniques for a quantification of noise source in hermetic reciprocating compressors**, Relatório Técnico, 2012, Tecumseh.

FOLHA UOL, **Google registra recorde de pesquisa por ar condicionado no Brasil**, 2015 < <http://www1.folha.uol.com.br/tec/2015/01/1577598-google-registra-recorde-de-pesquisas-por-ar-condicionado-no-brasil.shtml> >, acesso 15/02/2015.

FUENTES, J. J. M., **Independent component analysis in the blind watermarking of digital images**, Neurocomputing, 2007, Vol. 20, pp. 2881-2890.

FULCO, E. R., **Esforços dinâmicos transmitidos do conjunto eixo-rotor flexível ao bloco de compressores herméticos**, Dissertação de mestrado, 2008, UFSC, Florianópolis.

GELLE, G., COLAS, M., SERVIERE, C., **BSS for fault detection and machine monitoring: time or frequency domain approach?**, 2nd International workshop on independent component analysis and blind signal separation, 2000, pp. 555-560.

GELLE, G., COLAS, M., SERVIERE, C., **Blind source separation: a tool for rotating machine monitoring by vibration analysis?**, Journal of sound and vibration, 2001, Vol. 248, pp. 865-885. <https://doi.org/10.1006/jsvi.2001.3819>

GELLE, G., COLAS, M., SERVIERE, C., **Blind source separation: a new pre-processing tool for rotating machines monitoring**, IEEE Transactions on instrumentation and measurement, 2003, Vol. 52, pp. 790-795. <https://doi.org/10.1109/TIM.2003.814356>

GERGES, S. N. Y., **Ruído: Fundamentos e controle**, 2^a Ed. NR Editora, 2000, Florianópolis, Santa Catarina, Brasil.

GIESEL, T., **Estudo e projeto de motores de alta velocidade para aplicação em compressores herméticos**, Dissertação de mestrado, 2007, UFSC, Florianópolis.

GOTH, Y., **Oil content measurement in the liquid line of refrigeration equipments with the three transducers array method**, International Refrigerant and Air Conditioning Conference, 2004, Paper 635.

GOMEZ-HERRERO, G., RUATANEN, K., EGIAZARIAN, K., **Blind source separation by entropy rate minimization**, IEEE Signal Processing Letters, 2010, Vol. 17, pp. 153-156. <https://doi.org/10.1109/LSP.2009.2035731>

GRUPO DE ENSINO DE FÍSICA, **Dinâmica: Modelos**, 20??, < <http://coral.ufsm.br/gef/>>, acesso 16/11/2016.

GUO, Y., NA, J., LI, B., FUNG, R. F., **Envelope extraction based dimension reduction for independent component analysis in fault diagnosis of rolling element bearing**, Journal of Sound and Vibration, 2014, Vol. 331, pp. 5153-5167. <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2014.02.038>

JUTTEN, C., HÉRAULT, J., **Blind separation of sources, Part I: an adaptive algorithm based on neuromimetic architecture**, Signal Processing, 1991, Vol. 24, pp. 1-10. [https://doi.org/10.1016/0165-1684\(91\)90079-X](https://doi.org/10.1016/0165-1684(91)90079-X)

HÉRAULT, J. JUTTEN, C. e ANS, B., **Adaptative neural architectures: detection of primitives**, Proceeding of Cognitivas, 1985, pp. 593-597, Paris, França.

HIMBERG, J., HYVÄRINEN, A., ESPOSITO, F., **Validating the independent components of neuroimaging time-series via clustering and visualization**, NeuroImage, 2004, Vol. 22, pp. 1214-1222. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2004.03.027>

HYVÄRINEN, A., **A fast fixed-point algorithm for independent component analysis**, Neural Computation, 1997, Vol. 9, pp. 1483-1492.

HYVÄRINEN, A., **Survey on independent component analysis**, Neural Computing Surveys, 1999, Vol. 2, pp. 94-128. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.7.1483>

HYVÄRINEN, A., KARHUNEN, J., OJA, E., **Independent component analysis**, John Wiley & Sons, 2001. <https://doi.org/10.1002/0471221317>

INGALLS, D. J., **Understanding noise radiation from a hermetic compressor**, International Compressor Engineering Conference, 1972, Paper 12.

INSTITUTO NACIONAL DE SEGURIDAD E HIGIENE EM EL TRABAJO, **La protección de la salud y la seguridad de los trabajadores contra los riesgos relacionados con la exposición al ruido**, Real decreto 2886/2006, 2006, Espanha.

KNAACK, M., KUNTER, D., FILBERI, D., **Blind source separation for acoustic machine diagnosis**, 14th International conference on digital signal processing, 2002, pp. 159-162.

KELLY, A. D., KNIGHT, C. E., **Dynamic finite element modeling and analysis of a hermetic reciprocating compressor**, International Compressor Engineering Conference, 1992, Paper 869.

KIM, H., CHO, Y. M., CHOU, R., **Noise source identification in a rotary compressor: A multidisciplinary synergetic approach**, International Compressor Engineering Conference, 2000, Paper 1437.

LAPORTE, L. V. M., **Algoritmos de separação cega de sinais de áudio no domínio da frequência em ambientes reverberantes: estudo e comparações**, Dissertação de Mestrado, 2010, UFRJ, Rio de Janeiro.

LEE, D. S., CHO, D. S., KIM, K., JEON, J. J., JUNG, W. J., KANG, M. H., KIM, J. H., **A simple iterative independent component analysis algorithm for vibration source signal identification of complex structures**, International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering, 2015, Vol. 7, pp. 128-141. <https://doi.org/10.1515/ijnaoe-2015-0010>

LI, X. L., ADALI, T., **Independent component analysis by entropy bound minimization**, IEEE Transactions on Signals Processing, 2010, Vol. 58, pp. 5151-5164. <https://doi.org/10.1109/TSP.2010.2055859>

LI, Z., **A novel solution for the coupled faults isolation in gear pairs using the conception of frequency tracking**, Elektronika ir elektrotechnika, 2014, Vol. 20, pp. 69-72. <https://doi.org/10.5755/j01.eee.20.3.6680>

LIU, X., RANDALL, R. B., **Blind source separation of internal combustion engine piston slap from other measured vibration signals**, Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, Vol. 19, pp. 1196-1208. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2005.08.004>

LUENBERGER, D., **Optimization by vector space methods**, Wiley, 1969

MACHADO, J. M. H., **A heterogeneidade da intervenção: alternativas e processos de vigilância em saúde do trabalhador**, Tese de doutorado, 1996, Escola Nacional de Saúde Pública, Rio de Janeiro.

MAHVASH, A., LAKIS, A. A., **Independent component analysis as applied to vibration source separation and fault diagnosis**, Journal of vibration and control, 2014, Vol. 22, pp. 1-11.

MARTINS, P. V. R., **Análise do fluxo de energia vibratória para a carcaça de um compressor hermético através do tubo de descarga de material polimérico**, Dissertação de mestrado, 2013, UFSC, Florianópolis.

MATOS, F. F. S., PRATA, A. T., DESCHAMPS, C. J., **A numerical methodology for the analysis of valve dynamics**, International Compressor Engineering Conference, 2000, Paper 1411.

MELHOR ACÚSTICA, **ABNT disponibiliza para consulta nacional a NBR 10152**, 2015, <<http://melhoracustica.com.br/abnt-nbr-10152-para-consulta-nacional//>>, acesso 07/07/2016.

MEINECKE, F., ZIEHE, A., KAWANABE, M., MULLER, K. R., **A resampling approach to estimate the stability of one-dimensional or multidimensional independence components**, IEEE Transactions on biomedical engineering, 2002, Vol. 49, pp. 1514-1525.

MLSP-LAB, **Machine Learning for Signal Processing Laboratory**, 2006, <http://mlsp.umbc.edu/ica_ebm.html>, acesso 07/04/2016.

MORETO, F. A. L., **Análise de componentes independentes aplicada à separação de sinais de áudio**, Dissertação de mestrado, 2008, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo.

NADAL, J. P., KORUTCHEVA, E., AIRES, F., **Blind source processing in the presence of weak sources**, Neural Networks, 2000, Vol. 13, pp. 589-596.

NAIK, G., AL-TIMEMY, A., NGUYEN, H., **Transradial amputee gesture classification using an optimal number of sEMG sensors: An approach using ICA clustering**. IEEE Transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 2016, Vol. 24, pp. 837-846. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2015.2478138>

NBR 10.151, **Avaliação do ruído em áreas habitadas, visando o conforto da comunidade**, ABNT, 2000.

NBR 10.152, **Níveis de ruído para conforto acústico**, ABNT, 1987.

NETO, P. B. F., **Uma metodologia para otimização geométrica de serpentinas de compressores herméticos**, Dissertação de mestrado, 2013, UFU, Uberlândia.

NETO, G. M., **Análise da contribuição das forças magnéticas no comportamento vibroacústico de um compressor alternativo**, Tese de doutorado, 2015, UFSC, Florianópolis.

NUNES, O., **Análise teórica e experimental do campo sonoro irradiado por um compressor hermético**, Dissertação de mestrado, 2005, UNICAMP, Campinas.

NUÑEZ, I. J. C., DE MARQUI, A. L. L., NUNES, M. A. A., ARRUDA, J. R. F., **Metodologia híbrida para estimativa de forças estruturais aplicadas à vibroacústica de compressores herméticos**, VI Congresso Nacional de Engenharia Mecânica, 2010, Campina Grande.

OPPENHEIM, A. V., SCHAFER, R. W., **Discrete-time signal processing**, Prentice Hall, 1999, 2ª Edição.

PAIOTTI, L. R., **Vibrações induzidas pelo campo eletromagnético no estator de motores de indução de compressores herméticos**, Dissertação de mestrado, 2002, UFSC, Florianópolis.

PAPOULIS, A., **Probability, random variables and stochastic processes**, McGraw-Hill, 1991, 3ª Edição.

PEREIRA, E. L. L., **Análise de sistemas de válvulas automáticas de compressores alternativos**, Dissertação de mestrado, 2006, UFSC, Florianópolis.

PCB, **Accelerometer Model 352C33: Specifications**, 2017 <<https://www.pcb.com/products.aspx?m=352C33>>, acesso 19/11/2016.

PHAM, D., GARAT, P., **Blind separation of mixture of independent sources through a quasi-maximum likelihood approach**, IEEE Transactions and Signal Processing, 1997, Vol. 45, pp. 1712-1725. <https://doi.org/10.1109/78.599941>

PIMENTEL, F. S., ÁLVARES, P. A. S., **A poluição sonora urbana no trabalho e na saúde**, I prêmio BRASIL-ANEST, 1992, Belo Horizonte.

PIMENTEL, F. S., **Efeito do ruído no homem dormindo e acordado**, Laboratório de Psicofisiologia, Instituto de Ciências Brasileiras, 2000, UFMG, Belo Horizonte.

PIZARRO, R. A. R., **Influência do óleo lubrificante na transferência de calor em um compressor hermético alternativo**, Dissertação de mestrado, 2007, UFSC, Florianópolis.

RAMANI, A., ROSE, J., KNIGHT, C. E., MITCHELL, L. D., **Finite element modeling of a refrigeration compressor for sound prediction purposes**, International Compressor Engineering Conference, 1994, Paper 948.

ROAN, M. J., ERLING, J. G., SIBUL, L. H., **A new non-linear, adaptive, blind source separation approach to gear tooth failure detection and analysis**, Mechanical System and Signal Processing, 2002, Vol. 16, pp. 719-740.

RODRIGUES, R. S., **Análise dos esforços dinâmicos transmitidos pelo eixo e pistão ao bloco de compressores herméticos**, Dissertação de mestrado, 2003, UFSC, Florianópolis.

ROVARIS, J. B., **Uma metodologia para a simulação numérica de compressores**, Dissertação de mestrado, 2004, UFSC, Florianópolis.

SALEHI, M., ZIAEI-RAD, S., GHAYOUR, M., VAZIRI-ZANJANI, M. A., **A frequency response based structural damage localization method using independent component analysis**, Journal of Mechanical Science and Technology, 2013, Vol. 27, pp. 609-619. <https://doi.org/10.1007/s12206-013-0118-7>

SANGOI, R., **Estudo e identificação de fontes de ruído e vibrações em um compressor hermético**, Dissertação de mestrado, 1983, UFSC, Florianópolis.

SAWADA, H., **Direction of arrival estimation for multiple source signals using independent component analysis**, Signal Processing and Its Application, 2003, Vol. 2, pp. 411-414. <https://doi.org/10.1109/ISSPA.2003.1224901>

SHLENS, J., **A tutorial on independent component analysis**, Cornell University Library, 2014a, arXiv: 1404.2986.

SHLENS, J., **A tutorial on principal component analysis**, Cornell University Library, 2014b, arXiv:1404.1100.

SILVA, Y. A. R., **Um sistema de identificação de fontes de ruído utilizando a técnica de beamforming**, Dissertação de mestrado, 2008, UFSC, Florianópolis.

SILVA, G. C. C., **Aplicação da técnica de ATVs visando redução do ruído irradiado por compressores herméticos preservando sua eficiência energética**, Monografia de graduação, 2014, UnB, Brasília.

SINGH, J. P., TAVAKOLI, M. S., **Alternate models of the dynamics of a refrigeration compressor shell**, International Compressor Engineering Conference, 1988, Paper 637.

SOEDEL, W., **Sound and vibration of positive displacement compressor**, CRC Press, 2006. <https://doi.org/10.1201/9781420006445>

SUYAMA, R., **Proposta de métodos de separação cega de fontes para misturas convolutivas e não-lineares**, Tese de doutorado, 2007, UNICAMP, Campinas.

TSE, P. W., ZHANG, J. Y., WANG, X. J., **Blind source separation and blind equalization algorithms for mechanical signal separation and identification**, Journal of vibration and control, 2006, Vol. 12, pp. 395-423. <https://doi.org/10.1177/1077546306063248>

TOJO, K., MACHIDA, S., SAEGUSA, S., HIRATA, T., **Noise reduction of refrigerators compressors**, International Compressor Engineering Conference, 1980, Paper 338.

UNNISA, Y., TRAN, D., HUANG, F. C., **Statistical independence and component analysis**, Applied Mechanics and Materials, 2014, Vol. 553, pp. 564-569. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.553.564>

VILLA-CASTAÑEDA, N., JAMES, C. J., **Independent component analysis for auditory evoked potentials and cochlear implant artifact estimation**, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, Vol. 58, pp. 348-354.

WAHL, A. M., **Mechanical Springs**, Penton Publishing Company, 1944, Cleveland, Ohio.

WOLLNY, G., KELLMAN, P., SANTOS, A., LEDESMA-CARBAYO, M. J., **Automatic motion compensation of free breathing acquired myorcardial perfusion data by using independent component analysis**, Medical Image Analysis, 2012, Vol. 16, pp. 1015-1028. <https://doi.org/10.1016/j.media.2012.02.004>

YANG, Y., NAGARAJIAH, S., **Time-frequency blind source separation using independent component analysis for output-only modal identification of highly damped structures**, Journal of Structural Engineering, 2013, Vol 139, pp. 1780-1793. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)ST.1943-541X.0000621](https://doi.org/10.1061/(ASCE)ST.1943-541X.0000621)

YE, H., YANG, S., YANG, J., JI, H., **Vibration sources identification with independent component analysis**, 6th World congress on intelligent control and automation, 2006, Vol. 2, pp. 5814-5818.

YPMA, A., LESHEM, A., DUIN, R. P. W., **Blind separation of rotating machine sources: bilinear forms and convolutive mixture**, Neurocomputing, 2002, Vol. 49, pp. 349-368. [https://doi.org/10.1016/S0925-2312\(02\)00524-6](https://doi.org/10.1016/S0925-2312(02)00524-6)

ZHU, J., LIN, Z., LIU, Q., ZHANG, L., **Calculation of the added mass of a liquid tank's bulkheads**, Journal of Marine Science and Application, 2014, Vol. 13, pp. 41-48.

ZUBEN, F. J. V., ATTUX. R. R. F., **Análise de Componentes Independentes**, 2015, <ftp://ftp.dca.fee.unicamp.br/pub/docs/vonzuben/ia004_1s10/notas_de_aula/topico10_IA004_1s2010.pdf>, acesso 20/08/2015.

ANEXO A

Apresentam-se as características técnicas do acelerômetro PCB 352C33.

	English:	SI:	
PERFORMANCE			
Sensitivity ($\pm 10\%$)	100 mV/g	10.2 mV/(m/s ²)	
Measurement Range	± 50 g pk	± 490 m/s ² pk	
Frequency Range ($\pm 5\%$)	0.5 to 10000 Hz	0.5 to 10000 Hz	
Frequency Range ($\pm 10\%$)	0.3 to 15000 Hz	0.3 to 15000 Hz	
Resonant Frequency	≥ 50 kHz	≥ 50 kHz	
Broadband Resolution (1 to 10000 Hz)	0.00015 g rms	0.0015 m/s ² rms	[3]
Non-Linearity	$\leq 1\%$	$\leq 1\%$	[1]
Transverse Sensitivity	$\leq 5\%$	$\leq 5\%$	[2]
ENVIRONMENTAL			
Overload Limit (Shock)	± 5000 g pk	± 49000 m/s ² pk	
Temperature Range (Operating)	-65 to +200 °F	-54 to +93 °C	[4]
Temperature Response	See Graph %/°F	See Graph %/°C	[4][3]
Base Strain Sensitivity	0.003 g/ $\mu\epsilon$	0.029 (m/s ²)/ $\mu\epsilon$	[3]
ELECTRICAL			
Excitation Voltage	18 to 30 VDC	18 to 30 VDC	
Constant Current Excitation	2 to 20 mA	2 to 20 mA	
Output Impedance	≤ 200 Ohm	≤ 200 Ohm	
Output Bias Voltage	7 to 12 VDC	7 to 12 VDC	
Discharge Time Constant	1.0 to 2.5 sec	1.0 to 2.5 sec	
Settling Time (within 10% of bias)	<10 sec	<10 sec	
Spectral Noise (1 Hz)	39 $\mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$	380 ($\mu\text{m}/\text{sec}^2$)/ $\sqrt{\text{Hz}}$	[3]
Spectral Noise (10 Hz)	11 $\mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$	110 ($\mu\text{m}/\text{sec}^2$)/ $\sqrt{\text{Hz}}$	[3]
Spectral Noise (100 Hz)	3.4 $\mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$	33 ($\mu\text{m}/\text{sec}^2$)/ $\sqrt{\text{Hz}}$	[3]
Spectral Noise (1 kHz)	1.4 $\mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$	14 ($\mu\text{m}/\text{sec}^2$)/ $\sqrt{\text{Hz}}$	[3]
PHYSICAL			
Size - Height	0.62 in	15.7 mm	
Weight	0.20 oz	5.8 gm	[3]
Sensing Element	Ceramic	Ceramic	
Size - Hex	0.44 in	11.2 mm	
Sensing Geometry	Shear	Shear	
Housing Material	Titanium	Titanium	
Sealing	Hermetic	Hermetic	
Electrical Connector	10-32 Coaxial Jack	10-32 Coaxial Jack	
Electrical Connection Position	Side	Side	
Mounting Thread	10-32 Female	10-32 Female	
Mounting Torque	10 to 20 in-lb	113 to 226 N-cm	

Figura A.1 – Características técnicas do acelerômetro PCB 352C33 (PCB, 2017).

Apresentam-se as características técnicas da placa de aquisição Bruel & Kjaer 3560-C módulo 3038.

Specifications – Input Channels, Standard 24-bit and Dyn-X									
			Standard 24-bit 7537/37-A/39/39-A, 3038/38-B/39/39-B 3560-B-010/020/030/040		Dyn-X 7538/38-A/40/40-A, 3035 (BNC/BNT) 3040/40-B/41/41-B, 3560-B-110/120/130/140				
Frequency Range			DC to 25.6 kHz						
A/D Conversion			24-bit		2 × 24-bit				
Data Transfer			24-bit						
			16-bit selectable						
Input Voltage Range			8 ranges: 7.071 mV _{peak} to 7.07 V _{peak} in 10 dB steps ^a , + 12 V _{peak}		1 range: 10 V _{peak}				
Input Signal Ground Coupling			Floating or single-ended (grounded to chassis)						
Input Impedance			Direct, Microphone: 1 M Ω <200 pF						
			CCLD: > 100 k Ω <200 pF						
Absolute Maximum Input			$\pm 35 V_{peak}$ without damage						
High-pass Filters			DC ($f_L = 0$)						
			-0.1 dB	-10%	-3 dB	Slope	-10%	-3 dB	Slope
			0.7 Hz high-pass filter	0.15 Hz	0.073 Hz	-20 dB/dec.	0.15 Hz	0.073 Hz	-20 dB/dec.
			7 Hz digital high-pass filter	1.45 Hz	0.707 Hz	-20 dB/dec.	1.45 Hz	0.707 Hz	-20 dB/dec.
			22.4 Hz high-pass filter	14.64 Hz	11.5 Hz	-80 dB/dec.	14.64 Hz	11.5 Hz	-80 dB/dec.
			Intensity filter	23.00 Hz	11.2 Hz	-20 dB/dec.	23.00 Hz	11.2 Hz	-20 dB/dec.
Absolute Amplitude Precision, 1 kHz, 1 V _{input}			± 0.05 dB, typical ± 0.01 dB						
Attenuator Linearity @ 1 kHz			± 0.05 dB, typ. ± 0.005 dB				-		
Amplitude Linearity (linearity in one range)			0 to 60 dB below full scale				± 0.1 dB, typ. ± 0.01 dB		± 0.05 dB, typ. ± 0.01 dB
			60 to 80 dB below full scale				± 0.2 dB, typ. ± 0.02 dB		± 0.05 dB, typ. ± 0.01 dB
			80 to 100 dB below full scale				typ. ± 0.05 dB		± 0.2 dB, typ. ± 0.02 dB
			100 to 120 dB below full scale				-		typ. ± 0.02 dB
			120 to 140 dB below full scale				-		typ. ± 0.02 dB
			140 to 160 dB below full scale				-		typ. ± 1 dB
Overall Frequency Response re 1 kHz, lower limit f_L to upper limit f_U			DC to max. 25.6 kHz: ± 0.1 dB						
Noise: Measured lin. 10 Hz to 25.6 kHz: μV_{rms} (input terminated by 50 Ω or less)			Input Range	Guaranteed	Typical	Guaranteed		Typical	
			7.071 mV	<2.5 (<16)	2.2 (<14)	Signal level <316 mV _{peak} <4 (<25)		3 (<19)	
			22.36 mV	<3 (<19)	2.2 (<14)				
			70.71 mV	<4 (<25)	2.5 (<16)				
(Values in parentheses are specified in nV _{rms} /√Hz)			223.6 mV	<6 (<38)	5.5 (<35)	Signal level >316 mV _{peak} <80 (<375)		50 (<313)	
			707.1 mV	<17 (<107)	13 (<82)				
			2.236 V	<50 (<313)	33 (<207)				
			7.071 V	<160 (<940)	100 (<625)				
			12 V	<250 (<1570)	150 (<940)				
Spurious-free Dynamic Range (dB) re full scale input (input terminated by 50 Ω or less)			Input Range	Typical		Typical			
			7.071 mV	110 dB		160 dB			
			22.36 mV	110 dB					
			70.71 mV	120 dB					
			223.6 mV	130 dB					
			707.1 mV	130 dB					
			2.236 V	130 dB					
			7.071 V	130 dB					
			12 V	130 dB					
DC Offset re full scale			Guaranteed	Typical	Guaranteed	Typical			
			<-80 dB	-80 dB	<-80 dB	-80 dB			
Harmonic Distortion (all harmonics)			Guaranteed	Typical	Guaranteed	Typical			
			All Ranges						
			-80 dB	-100 dB @ 1 kHz	-80 dB	-100 dB @ 1 kHz			

^a In rare cases in CCLD mode or when measuring signals with a high DC level in the 7 mV_{peak} and 22.36 mV_{peak} ranges with 0.7 Hz or 7 Hz high-pass filter settings, an overload might be indicated. If this occurs, increase the input voltage range.

Figura A.2 – Características técnicas da placa de aquisição Bruel & Kjaer 3560-C, módulo 3038, parte 1 (BKSv, 2017).

Specifications – Input Channels, Standard 24-bit and Dyn-X (continued)

		Standard 24-bit 7537/37-A/39/39-A, 3038/38-B/39/39-B 3560-B-010/020/030/040			Dyn-X 7538/38-A/40/40-A, 3035 (BNC/BNT) 3040/40-B/41/41-B, 3560-B-110/120/130/140		
Crosstalk Between any two channels of a module or between any two channels in different modules		Frequency Range	Guaranteed	Typical	Frequency Range	Guaranteed	Typical
		0 – 25.6 kHz	–100 dB	–140 dB	0 – 25.6 kHz	–100 dB	–140 dB
Channel-to-Channel Match (same input range)		Guaranteed			Typical		
Maximum Gain Difference f_L is the –0.1 dB frequency of the high-pass filter		0.2 dB from lower frequency limit, f_L , to upper limit, f_U			±0.01 dB		
Maximum Phase Difference (within one frame) f_L is the –0.1 dB frequency of the high-pass filter		1.2° – 0.1° × (f/ f_L) from f_L to 10 × f_L (not valid for DC setting); 0.2° from 10 × f_L to 1280 Hz (valid for DC setting); 0.1° + 0.1° × (f/1280) from 1280 Hz to 25.6 kHz			1.2° – 0.1° × (f/ f_L) from f_L to 10 × f_L (not valid for DC setting); 0.2° from 10 × f_L to 6.4 kHz (valid for DC setting); 0.2° × (f/6400) from 6.4 kHz to 25.6 kHz		
Channel-to-Channel Match (any input range)		Guaranteed			Typical		
Maximum Gain Difference		0.2 dB from lower frequency limit, f_L , to upper limit, f_U			±0.01 dB		
Maximum Phase Difference (within one frame)		1.2° – 0.1° × (f/ f_L) from f_L to 10 × f_L (not valid for DC setting); 0.2° from 10 × f_L to 640 Hz (valid for DC setting); 0.1° + 0.1° × (f/640) from 640 Hz to 6.4 kHz					
Sound Intensity Phase Match (only for using intensity filter)		Complies with IEC 1043 standard Class 1 and ANSI S1.12–1995 Class 1 using Brüel & Kjær Sound Intensity Probes (0.017° @ 50 Hz)					
Channels Matched		7537, 7539: 4 and 5 3039, 3039 B: 5 and 6 3038, 3038 B: 5 and 6, 11 and 12			All channels		
		From 2005: All channels					
Frequency Range		Guaranteed Phase Match		Typical Phase Match	Guaranteed Phase Match		Typical Phase Match
50 Hz – 250 Hz		±0.017°		±0.005°	±0.017°		±0.005°
250 Hz – 2.5 kHz		0.017° × (f/250)		±0.005°	0.017° × (f/250)		±0.005°
2.5 kHz – 6.4 kHz		±0.17°		±0.08°	±0.17°		±0.08°
Common Mode Rejection		Guaranteed		Typical	Guaranteed		Typical
0 – 120 Hz		70 dB		80 dB	70 dB		80 dB
120 Hz – 1 kHz		55 dB		60 dB	55 dB		60 dB
1 kHz – 25.6 kHz		30 dB		40 dB	30 dB		40 dB
Absolute Max. Common Mode Voltage		±5V _{peak} without damage					
		±3V _{peak} without clipping					
		If common mode voltage exceeds the max. value, care must be taken to limit the signal ground current in order to prevent damage. Maximum is 100 mA. The instrument will limit the voltage to the stated max. "without damage" common mode value					
Anti-aliasing Filter		Filter Type		3rd order Butterworth			
At least 90 dB attenuation of those frequencies which can cause aliasing		–0.1 dB @		25.6 kHz			
		–3 dB @		100 kHz			
		Slope		–18 dB/octave			
Supply for Microphone Preamplifiers		±14.0V, 10 mA per channel (max. 20 mA if only 1 to 3 channels used)					
Supply for Microphone Polarization		200V ±1V, or 0V					
Supply for DeltaTron/ICP [®] /CCLD		4 mA from 24V source					
		If any DeltaTron/ICP [®] /CCLD-coupled channel is paralleled with another channel, this must also be DeltaTron/ICP [®] /CCLD-coupled. Otherwise the signal might be clipped by the paralleled channel					
Tacho Supply (on BNT connectors)		6.5V, max. 100 mA					
Analog Special Functions		Microphone Charge Injection Calibration: All modules with 7-pin LEMO support CIC via dedicated application software and OLE interface. Analog Self-test: Functional Check Transducers: Supports IEEE 1451.4 capable transducers with standardised TEDS					
Overload Detection ^b		Signal overload CCLD overload: Detection of cable break or short-circuit + detection of CCLD transducer working point fault Microphone preamplifier overload: Detection of microphone preamplifier current consumption too high or too low Common mode voltage overload					

b. In Direct AC mode, care must be taken when measuring signals with a very high DC component – a DC + AC level exceeding approximately 12V can
be clipped and an overload will not be indicated

Figura A.3 – Características técnicas da placa de aquisição Brüel & Kjær 3560-C, módulo 3038, parte 2 (BKSv, 2017).

APÊNDICE A

Algoritmo de branqueamento dos dados implementado em MatLab®.

```
function [E,D,wm,dwm]=pca_branqueamento(x,pca_dim)

%% Calcula matrizes de branqueamento dos dados e redução da dimensão
% E -> Matriz dos autovetores
% D -> Matriz dos autovalores
% wm -> Matriz de branqueamento
% dwm -> Matriz de desbranqueamento
% x -> Sinais de observação
% pca_dim -> Dimensão dos dados

%% Dados

n_mistura=size(x,1);
n_amostra=size(x,2);

% Verifica restrição da dimensão

if exist('pca_dim')
else
    pca_dim=n_mistura;
end

% Retira média do sinal;

x_mean=mean(x,2);
x=x-repmat(x_mean,1,n_amostra);

% Variância unitária

desvio=diag(std(x')) ;
x=inv(desvio)*x;

% PCA
```

```

cov_mat=cov(x');
[E,D]=eig(cov_mat);
[d,order]=sort(diag(D),'descend');
E=E(:,order(1:pca_dim));
D=diag(d(1:pca_dim));
variancia=sum(d(1:pca_dim))/sum(d);

figure
bar(order(1:pca_dim),d(1:pca_dim))
title(['Autovalores - Variância: ' num2str(variancia*100) ' %'])
xlabel('Autovalores')
ylabel('Magnitude')
grid on
disp(['PCA - Parâmetros'])
disp(['Dimensão inicial : ' num2str(n_mistura)])
disp(['Dimensão final : ' num2str(pca_dim)])
disp(['Valor máximo do autovalor : ' num2str(d(1))])
disp(['Valor mínimo do autovalor : ' num2str(d(pca_dim))])
disp(['Variância : ' num2str(variancia*100) ' %'])

% Branqueamento

wm=sqrt(inv(D))*E';
dwm=E*sqrt(D);

```

Algoritmo do FastICA no conjunto dos números reais implementado em MatLab®.

```

function [W,A,y]=fast_ica(wm,dwm,x,g_aux,estimacao)

%% FastICA para números reais
% W      -> Matriz de separação
% A      -> Matriz de mistura
% y      -> Componentes recuperados
% wm     -> Matriz de branqueamento
% dwm    -> Matriz de desbranqueamento
% x      -> Sinais de observação
% g_aux  -> Função não quadrática (1, 2 ou 3)
% estimacao -> Ortonormalização paralela ou serial (1 ou 2)

%% Dados iniciais

n_tentativa=1000;
n_amostra=size(x,2);
crit_parada=1e-7;

%% Verifica função não linear - tanh -> 1; gauss -> 2; pow3 -> 3

g_texto=['tanh'; 'yexp'; 'pow3'];
if exist('g_aux')
    fprintf(['Função não linear : ' g_texto(g_aux,:) '\n'])
else
    g_aux=1;
    fprintf(['Função não linear : ' g_texto(g_aux,:) '\n'])

```

```

end

%% Verifica estimação - paralela -> 1; serial -> 2

estimacao_texto=['paralela'; 'serial '];
if exist('estimacao')
else
    estimacao=1;
end

%% Chute inicial da matriz ortogonal

pca_dim=size(wm,1);
v=rand(pca_dim,pca_dim);

% Normaliza a matriz ortogonal

v=((v*v')^(-1/2))*v;

%% Monta sinal estimado e avalia via critério de separação

% Retira média do sinal;

x_mean=mean(x,2);
x=x-repmat(x_mean,1,n_amostra);

% Variância unitária

desvio=diag(std(x'));
x=inv(desvio)*x;

% Branqueamento dos dados

z=wm*x;

% Processo iterativo

switch estimacao
case 1 % Paralela
    for i=1:n_tentativa
        for p=1:pca_dim
            y=v(:,p)'*z;
            v_novo(:,p)=(z*g(y',g_aux))/n_amostra...
                -sum(g_linha(y',g_aux))/n_amostra*v(:,p);
        end
        v_novo=((v_novo*v_novo')^(-1/2))*v_novo;
        crit(i)=1-sum(abs(sum(v_novo.*conj(v))))/pca_dim;
        neg(:,i)=negentropia(y);
        if crit(i)<crit_parada
            v=v_novo;
            break
        end
        v=v_novo;
    end
    fprintf(['Iterações : ' num2str(i) '\n']);
    fprintf(['Erro : ' num2str(crit(i)) '\n']);
case 2 % Serial

```

```

v_aux=zeros(pca_dim);
for p=1:pca_dim
    for i=1:n_tentativa
        y=v(:,p)'*z;
        v_novo(:,p)=(z*g(y',g_aux))/n_amostra...
            -sum(g_linha(y',g_aux))/n_amostra*v(:,p);
        v_novo(:,p)=v_novo(:,p)-v_aux*v_aux'*v_novo(:,p);
        v_novo(:,p)=v_novo(:,p)/norm(v_novo(:,p));
        crit(p,i)=1-sum(abs(sum(v_novo(:,p).*conj(v(:,p)))));
%         neg(p,i)=negentropia(y);
        if crit(p,i)<crit_parada
            v(:,p)=v_novo(:,p);
            v_aux(:,p)=v_novo(:,p);
            break
        end
        v(:,p)=v_novo(:,p);
    end
    fprintf(['Componente independente : ' num2str(p) '\n'])
    fprintf(['Iterações : ' num2str(i) '\n']);
    fprintf(['Erro : ' num2str(crit(p,i)) '\n']);
end

end

% Montagem de matriz de separação e mistura

W=v'*wm;
A=dwm*v;
y=v'*z;

%% Funções auxiliares

function [y]=g(x,g_aux)

switch g_aux
case 1
    a1=1;
    y=tanh(a1*x);
case 2
    y=x.*exp(-x.^2/2);
case 3
    y=x.^3;
end

function [y]=g_linha(x,g_aux)

switch g_aux
case 1
    a1=1;
    y=a1.*(1-tanh(a1*x).^2);
case 2
    y=(1-x.^2).*exp(-x.^2/2);
case 3
    y=3*x.^2;
end

function [y]=negentropia(x)

```

```

x_gauss=randn(1,size(x,2));

for i=1:size(x,1)

    y(i)=(mean(-exp(-x(i,:).^2/2))-mean(-exp(-x_gauss.^2/2))).^2;

end

```

Algoritmo do FastICA no conjunto dos números complexos implementado em MatLab®.

```

function [W,A,y]=fast_ica_complexo(wm,dwm,x,g_aux,estimacao)

%% FastICA para números complexos
% W      -> Matriz de separação
% A      -> Matriz de mistura
% y      -> Componentes recuperados
% wm     -> Matriz de branqueamento
% dwm    -> Matriz de desbranqueamento
% x      -> Sinais de observação
% g_aux  -> Função não quadrática (1, 2 ou 3)
% estimacao -> Ortonormalização paralela ou serial (1 ou 2)

%% Dados iniciais

n_tentativa=1000;
n_amostra=size(x,2);
crit_parada=1e-7;

%% Verifica função não linear - tanh -> 1; gauss -> 2; pow3 -> 3

g_texto=['1/sqrty'; '1/(a+y)'; 'y      '];
if exist('g_aux')
    %     fprintf(['Função não linear : ' g_texto(g_aux,:) '\n'])
else
    g_aux=1;
    %     fprintf(['Função não linear : ' g_texto(g_aux,:) '\n'])
end

%% Verifica estimação - paralela -> 1; serial -> 2

estimacao_texto=['paralela'; 'serial '];
if exist('estimacao')
else
    estimacao=1;
end

%% Chute inicial da matriz ortogonal

pca_dim=size(wm,1);
v=complex(rand(pca_dim,pca_dim),rand(pca_dim,pca_dim));

```

```

% Normaliza a matriz ortogonal

v=((v*v')^(-1/2))*v;

%% Monta sinal estimado e avalia via critério de separação

% Retira média do sinal;

x_mean=mean(x,2);
x=x-repmat(x_mean,1,n_amostra);

% Variância unitária

desvio=diag(std(x'));
x=inv(desvio)*x;

% Branqueamento dos dados

z=wm*x;

% Processo iterativo

switch estimacao
    case 1 % Paralela

        for i=1:n_tentativa
            for p=1:pca_dim
                y=v(:,p)'*z;

v_novo(:,p)=sum(z.*(ones(pca_dim,1)*conj(y)).*(ones(pca_dim,1)*g(abs(y).^2,
g_aux)),2)/n_amostra...
-
sum(g(abs(y).^2,g_aux)+abs(y).^2.*g_linha(abs(y).^2,g_aux))/n_amostra*v(:,p
);

                end
                v_novo=((v_novo*v_novo')^(-1/2))*v_novo;
                crit(i)=1-sum(abs(sum(v_novo.*conj(v))))/pca_dim;
                if crit(i)<crit_parada
                    v=v_novo;
                    break
                end
                v=v_novo;
            end
            fprintf(['Iterações : ' num2str(i) '\n']);
            fprintf(['Erro : ' num2str(crit(i)) '\n']);
        case 2 % Serial
            v_aux=zeros(pca_dim);
            for p=1:pca_dim
                for i=1:n_tentativa
                    y=v(:,p)'*z;

v_novo(:,p)=sum(z.*(ones(pca_dim,1)*conj(y)).*(ones(pca_dim,1)*g(abs(y).^2,
g_aux)),2)/n_amostra...
-
sum(g(abs(y).^2,g_aux)+abs(y).^2.*g_linha(abs(y).^2,g_aux))/n_amostra*v(:,p
);

                    v_novo(:,p)=v_novo(:,p)-v_aux*v_aux'*v_novo(:,p);
                    v_novo(:,p)=v_novo(:,p)/norm(v_novo(:,p));

```

```

        crit(p,i)=1-sum(abs(sum(v_novo(:,p).*conj(v(:,p))));
        if crit(p,i)<crit_parada
            v(:,p)=v_novo(:,p);
            v_aux(:,p)=v_novo(:,p);
            break
        end
        v(:,p)=v_novo(:,p);
    end
    fprintf(['Componente independente : ' num2str(p) '\n'])
    fprintf(['Iterações : ' num2str(i) '\n']);
    fprintf(['Erro : ' num2str(crit(p,i)) '\n']);
end

% Monta matriz de separação e mistura

W=v'*wm;
A=dwm*v;
y=v'*z;

%% Funções auxiliares

function [y]=g(x,g_aux)

switch g_aux
case 1
    a1=.1;
    y=1./(2*(a1+x).^(1/2));
case 2
    a2=.1;
    y=1./(a2+x);
case 3
    y=x;
end

function [y]=g_linha(x,g_aux)

switch g_aux
case 1
    a1=.1;
    y=-1./(4*(a1+x).^(3/2));
case 2
    a2=.1;
    y=-1./(a2+x).^2;
case 3
    y=1;
end

function [y]=negentropia(x)

for i=1:size(x,1)

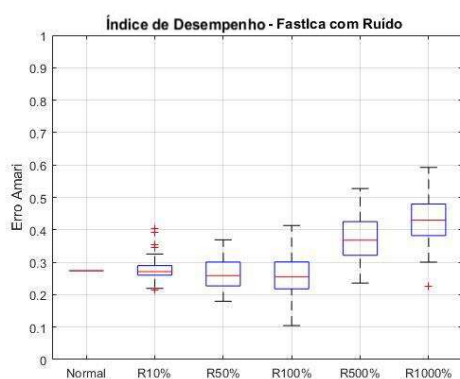
    a2=0.1;
    y(i)=mean(log(a2+x(i,:)));

end

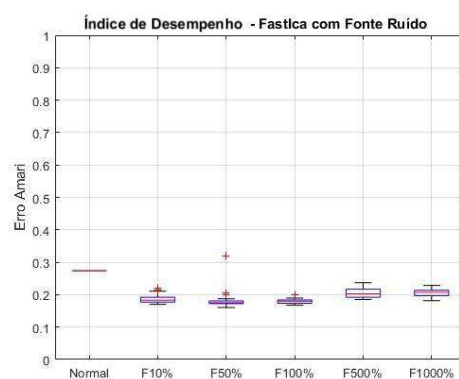
```

APÊNDICE B

Índice de desempenho ou erro de Amari para situações com ruído gaussiano aditivo em cada sensor e fonte de ruído.

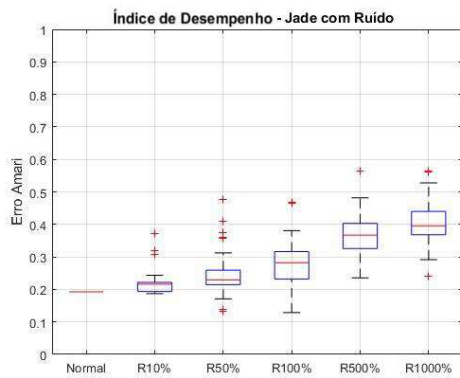


a – Aditivo de ruído

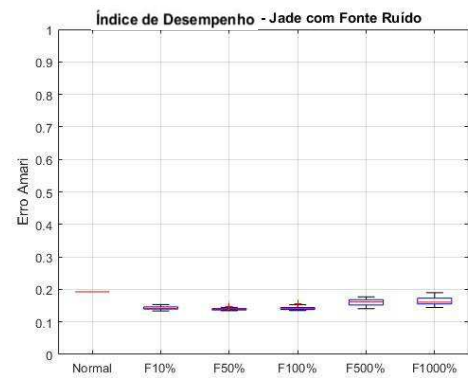


b – Fonte de ruído

Figura B.1 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal, com vários níveis de ruído – FastICA.

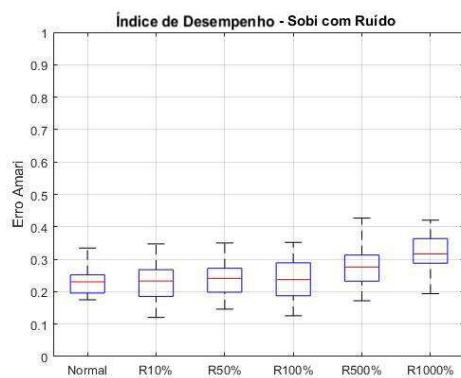


a – Aditivo de ruído

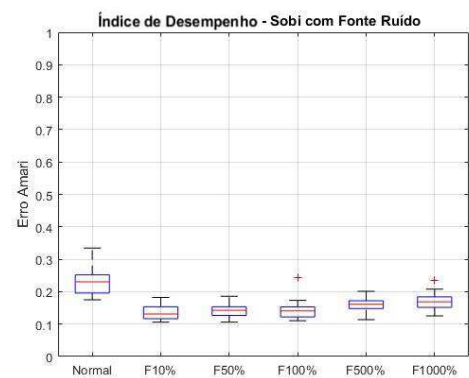


b – Fonte de ruído

Figura B.2 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal, com vários níveis de ruído – Jade.

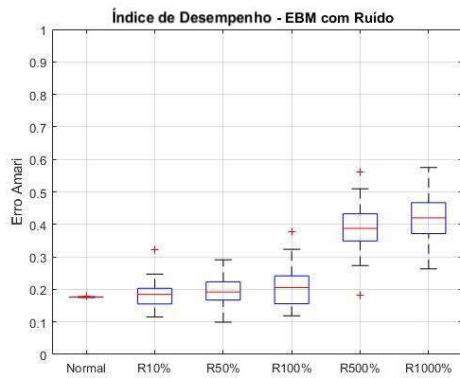


a – Aditivo de ruído

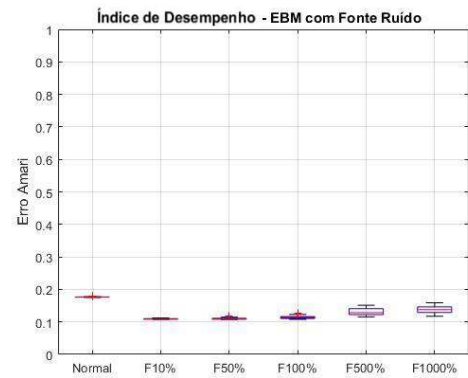


b – Fonte de ruído

Figura B.3 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal, com vários níveis de ruído – Sobi.

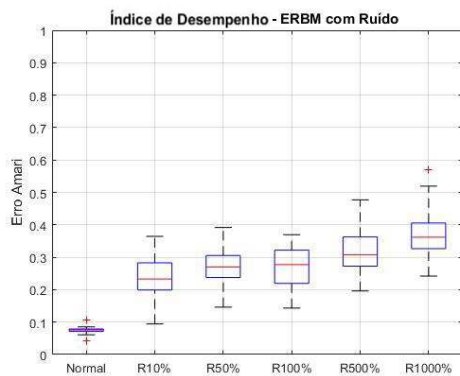


a – Aditivo de ruído

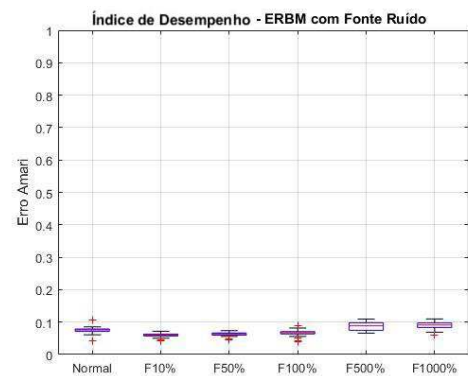


b – Fonte de ruído

Figura B.4 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal, com vários níveis de ruído – EBM.

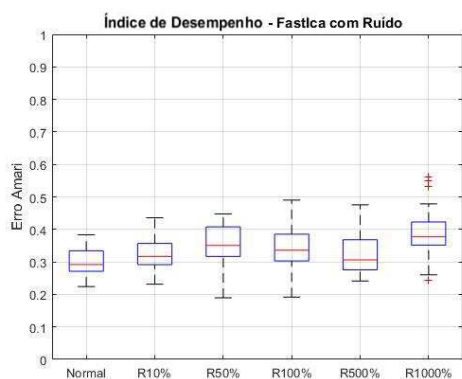


a – Aditivo de ruído

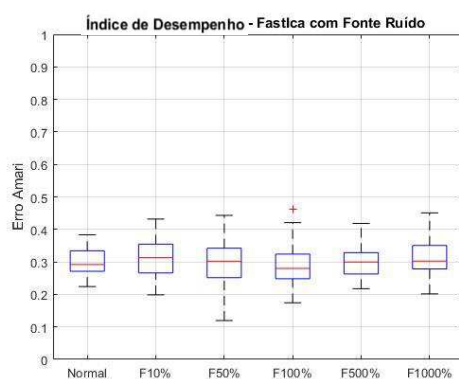


b – Fonte de ruído

Figura B.5 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio temporal, com vários níveis de ruído – EBM.

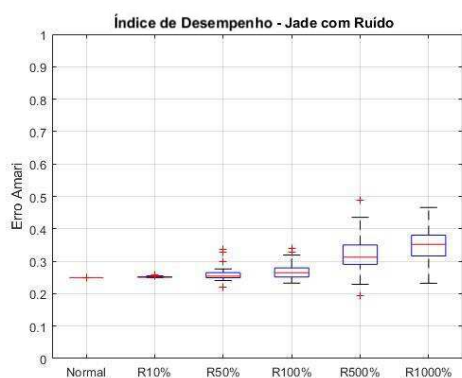


a – Aditivo de ruído

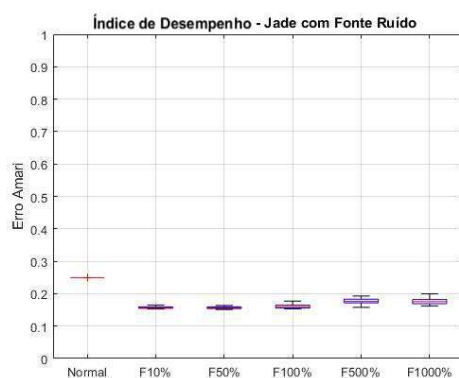


b – Fonte de ruído

Figura B.6 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio da frequência, com vários níveis de ruído – FastICA.

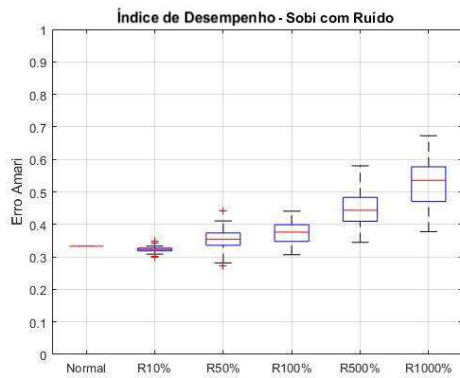


a – Aditivo de ruído

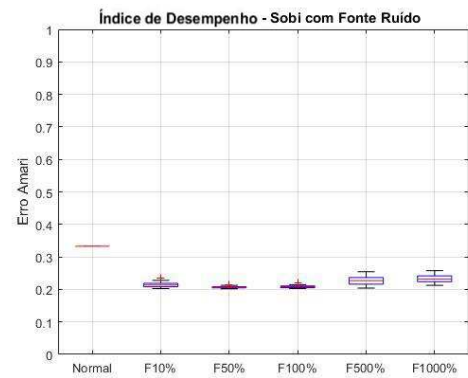


b – Fonte de ruído

Figura B.7 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio da frequência, com vários níveis de ruído – Jade.

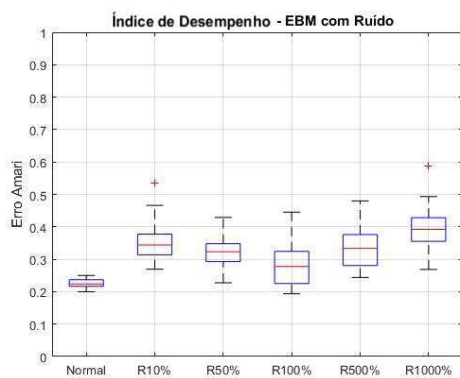


a – Aditivo de ruído

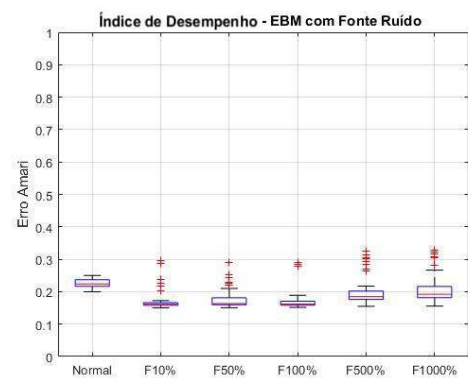


b – Fonte de ruído

Figura B.8 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio da frequência, com vários níveis de ruído – Sobi.

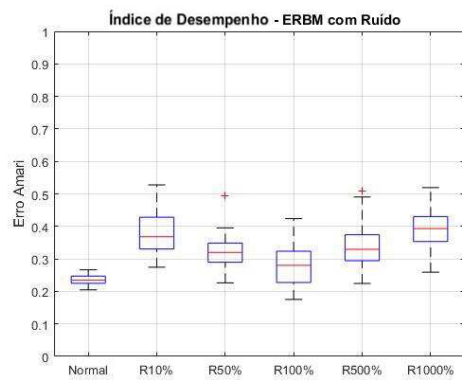


a – Aditivo de ruído

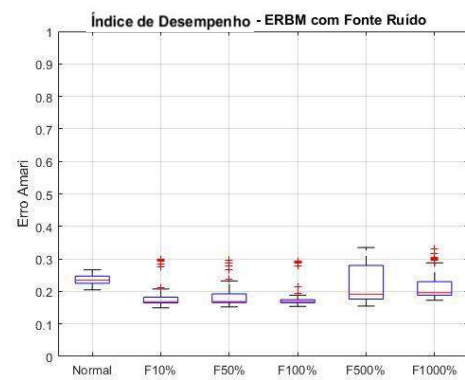


b – Fonte de ruído

Figura B.9 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio da frequência, com vários níveis de ruído – EBM.



a – Aditivo de ruído



b – Fonte de ruído

Figura B.10 – Diagrama de caixas do erro Amari para mistura linear instantânea – domínio da frequência, com vários níveis de ruído – EBM.

APÊNDICE C

Funções transferências entre os pares de acelerômetros da calibração entre eles. Para fins comparativos repete-se a função transferência dos acelerômetros 2 e 1, bem como as tabelas com as médias, desvio padrão e intervalo de confiança.

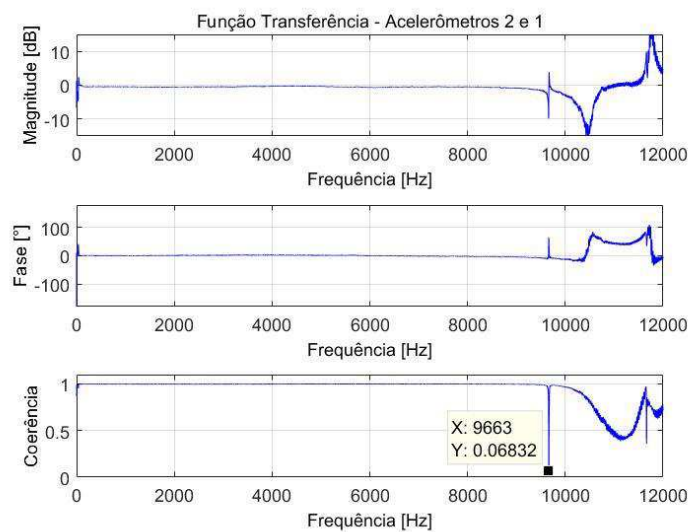


Figura C.1 - Função transferência entre acelerômetro 2 e 1.

Tabela C.1 – Média, desvio padrão e intervalo de confiança da função de transferência entre acelerômetros 2 e 1, na faixa de 100 a 8000 Hz. Erro normalizado: 0,3 %

	Média	Desvio Padrão	Intervalo de Confiança – 95 %	
Magnitude [dB]	-0,474	0,102	-0,506	-0,441
Fase [°]	0,015	0,024	0,007	0,023
Coerência	0,999	0,001	0,998	0,999

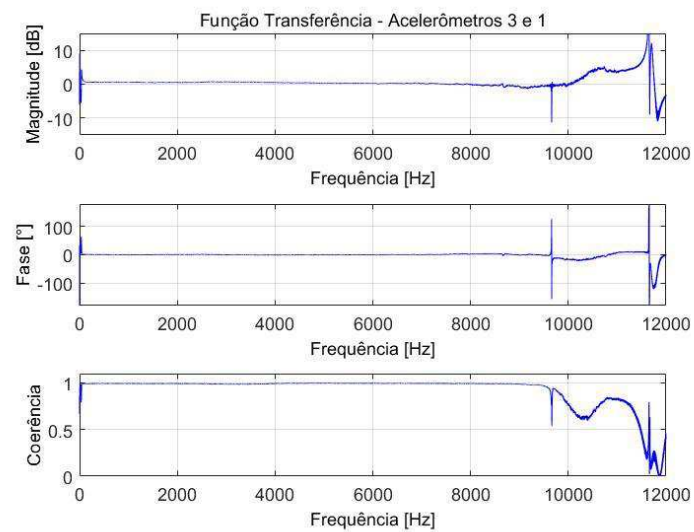


Figura C.2 - Função transferência entre acelerômetro 3 e 1.

Tabela C.2 – Média, desvio padrão e intervalo de confiança da função de transferência entre acelerômetros 3 e 1, na faixa de 20 a 8000 Hz. Erro normalizado: 0,9 %

	Média	Desvio Padrão	Intervalo de Confiança – 95 %	
Magnitude [dB]	0,419	0,200	0,355	0,483
Fase [°]	0,006	0,015	0,001	0,011
Coerência	0,993	0,003	0,993	0,994

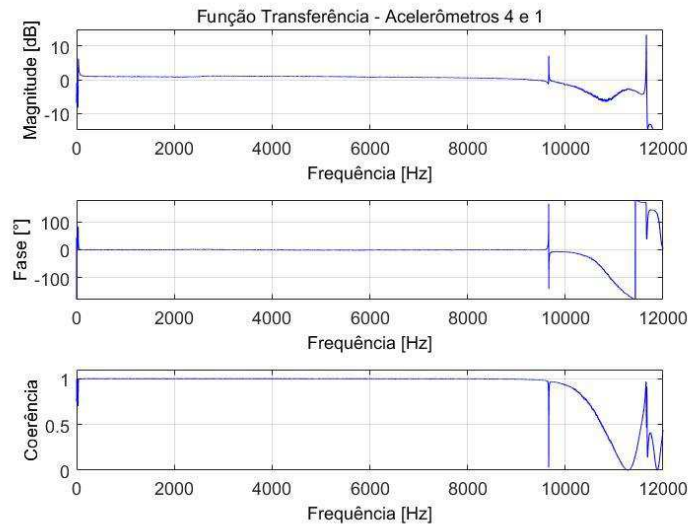


Figura C.3 - Função transferência entre acelerômetro 4 e 1.

Tabela C.3 – Média, desvio padrão e intervalo de confiança da função de transferência entre acelerômetros 4 e 1, na faixa de 20 a 8000 Hz. Erro normalizado: 0,2 %

	Média	Desvio Padrão	Intervalo de Confiança – 95 %	
Magnitude [dB]	0,891	0,144	0,845	0,937
Fase [°]	-0,006	0,011	-0,010	-0,003
Coerência	0,999	0,000	0,999	0,999

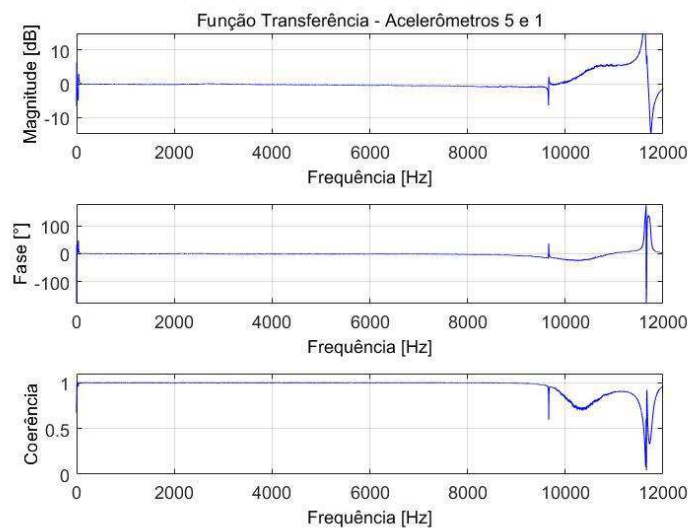


Figura C.4 - Função transferência entre acelerômetro 5 e 1.

Tabela C.4 – Média, desvio padrão e intervalo de confiança da função de transferência entre acelerômetros 5 e 1, na faixa de 20 a 8000 Hz. Erro normalizado: 0,2%

	Média	Desvio Padrão	Intervalo de Confiança – 95 %	
Magnitude [dB]	-0,331	0,193	-0,392	-0,268
Fase [°]	-0,010	0,012	-0,014	-0,006
Coerência	0,999	0,000	0,999	0,999

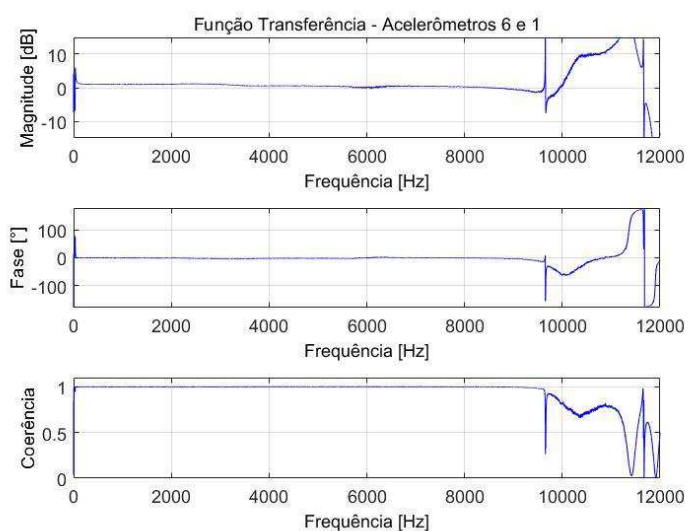


Figura C.5 - Função transferência entre acelerômetro 6 e 1.

Tabela C.5 – Média, desvio padrão e intervalo de confiança da função de transferência entre acelerômetros 6 e 1, na faixa de 20 a 8000 Hz. Erro normalizado: 0,2 %

	Média	Desvio Padrão	Intervalo de Confiança – 95 %	
Magnitude [dB]	0,675	0,331	0,569	0,780
Fase [°]	-0,020	0,025	-0,028	-0,012
Coerência	0,999	0,000	0,999	0,999

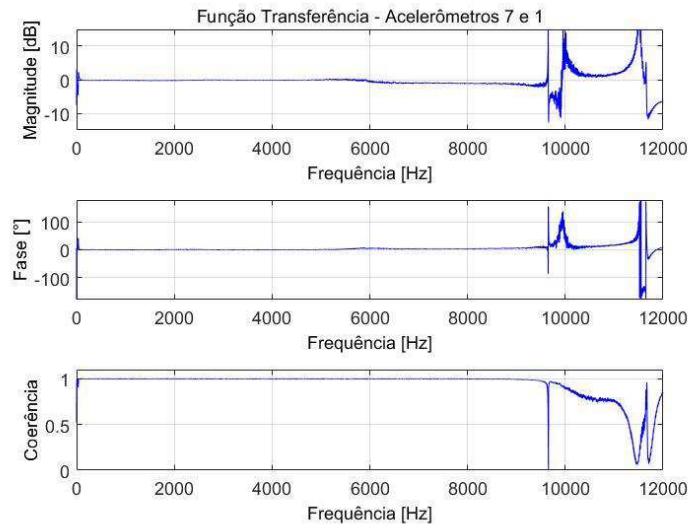


Figura C.6 - Função transferência entre acelerômetro 7 e 1.

Tabela C.6 – Média, desvio padrão e intervalo de confiança da função de transferência entre acelerômetros 7 e 1, na faixa de 20 a 8000 Hz. Erro normalizado: 0,3 %

	Média	Desvio Padrão	Intervalo de Confiança – 95 %	
Magnitude [dB]	-0,348	0,372	-0,469	-0,229
Fase [°]	0,024	0,030	0,015	0,034
Coerência	0,999	0,000	0,999	0,999

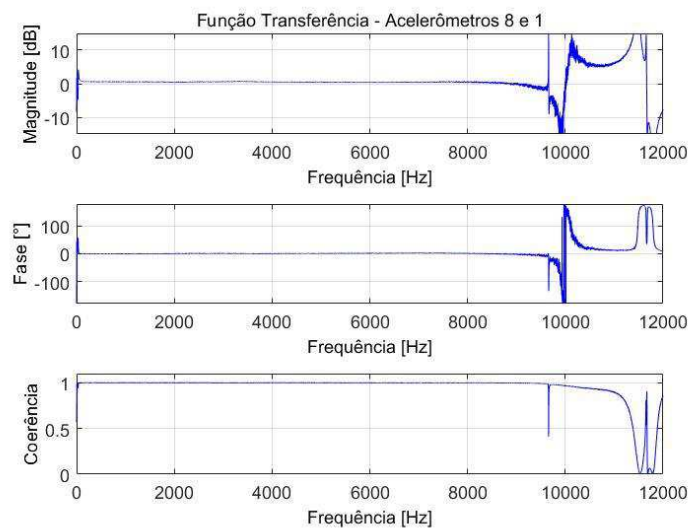


Figura C.7 - Função transferência entre acelerômetro 8 e 1.

Tabela C.7 – Média, desvio padrão e intervalo de confiança da função de transferência entre acelerômetros 8 e 1, na faixa de 20 a 8000 Hz. Erro normalizado: 0,2 %

	Média	Desvio Padrão	Intervalo de Confiança – 95 %	
Magnitude [dB]	0,525	0,065	0,505	0,546
Fase [°]	0,020	0,014	0,016	0,028
Coerência	0,999	0,000	0,999	0,999

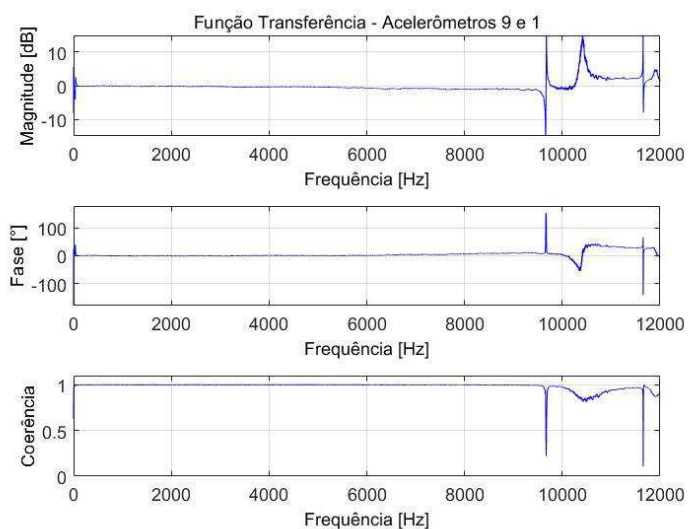


Figura C.8 - Função transferência entre acelerômetro 9 e 1.

Tabela C.8 – Média, desvio padrão e intervalo de confiança da função de transferência entre acelerômetros 9 e 1, na faixa de 20 a 8000 Hz. Erro normalizado: 0,3 %

	Média	Desvio Padrão	Intervalo de Confiança – 95 %	
Magnitude [dB]	-0,439	0,308	-0,538	-0,341
Fase [°]	0,023	0,033	0,013	0,034
Coerência	0,999	0,000	0,999	0,999

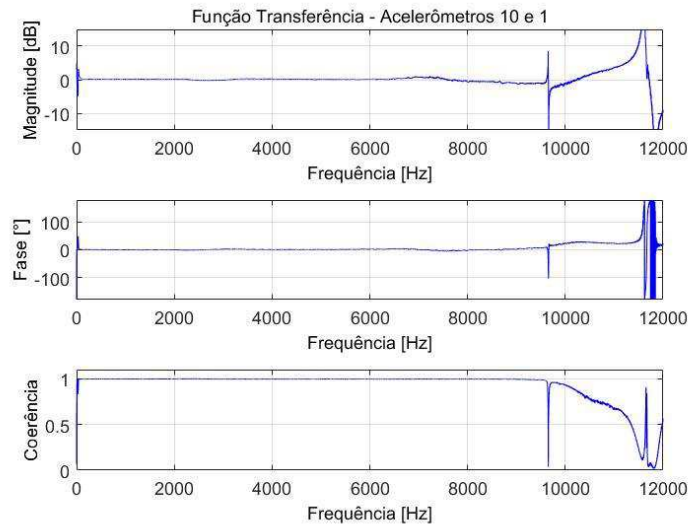


Figura C.9 - Função transferência entre acelerômetro 10 e 1.

Tabela C.9 – Média, desvio padrão e intervalo de confiança da função de transferência entre acelerômetros 10 e 1, na faixa de 20 a 8000 Hz. Erro normalizado: 0,6 %

	Média	Desvio Padrão	Intervalo de Confiança – 95 %	
Magnitude [dB]	0,145	0,219	0,075	0,215
Fase [°]	0,009	0,029	0,001	0,019
Coerência	0,997	0,001	0,996	0,997

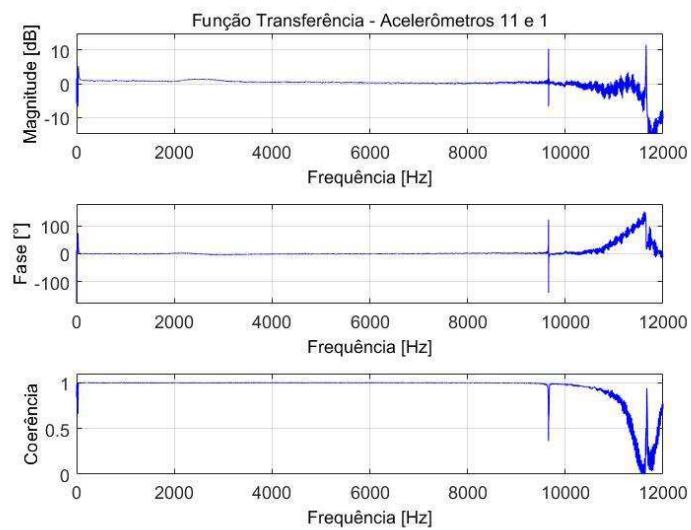


Figura C.10 - Função transferência entre acelerômetro 11 e 1.

Tabela C.10 – Média, desvio padrão e intervalo de confiança da função de transferência entre acelerômetros 11 e 1, na faixa de 20 a 8000 Hz. Erro normalizado: 0,3 %

	Média	Desvio Padrão	Intervalo de Confiança – 95 %	
Magnitude [dB]	0,561	0,337	0,453	0,669
Fase [°]	-0,005	0,228	-0,0124	-0,002
Coerência	0,999	0,000	0,999	0,999

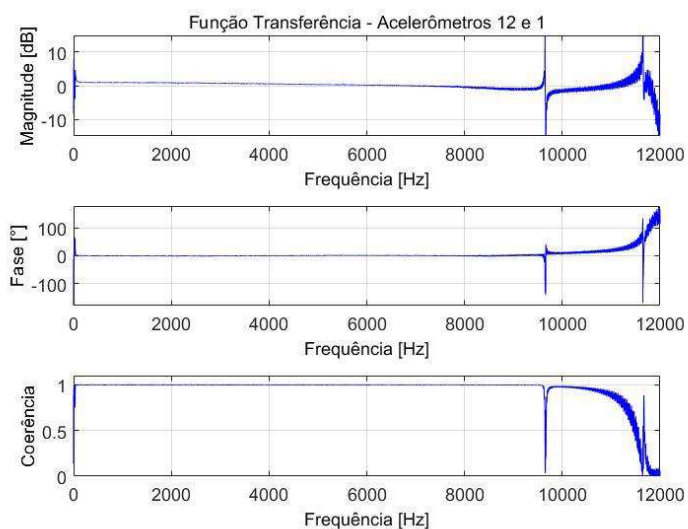


Figura C.11 - Função transferência entre acelerômetro 12 e 1.

Tabela C.11 – Média, desvio padrão e intervalo de confiança da função de transferência entre acelerômetros 12 e 1, na faixa de 20 a 8000 Hz. Erro normalizado: 0,3 %

	Média	Desvio Padrão	Intervalo de Confiança – 95 %	
Magnitude [dB]	0,481	0,395	0,355	0,608
Fase [°]	0,007	0,012	0,002	0,010
Coerência	0,999	0,000	0,999	0,999