



UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Tese de Doutorado

Métodos de Calibração Baseados em Modelo para Conversores
Analógicos-para-Informação do Tipo Pré-Integrador de Modulação Aleatória

Bruno Willian de Souza Arruda

Campina Grande - PB
Julho - 2019



UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Métodos de Calibração Baseados em Modelo para Conversores
Analogicos-para-Informação do Tipo Pré-Integrador de Modulação Aleatória

Bruno Willian de Souza Arruda

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Doutor em Ciências, no domínio da Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Processamento da Informação

Prof. Dr. Raimundo Carlos Silvério Freire
Prof. Dr. Edmar Candeia Gurjão
Orientadores

Campina Grande - PB
Julho - 2019

A779m

Arruda, Bruno Willian de Souza

Métodos de calibração baseados em modelo para conversores analógicos-para-informação do tipo pré-integrador de modulação aleatória / Bruno Willian de Souza Arruda. - Campina Grande, 2019.
78 f. : il. color.

Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Engenharia Elétrica e Informática, 2019.

"Orientação: Prof. Dr. Raimundo Carlos Silvério Freire, Prof. Dr. Edmar Candeia Gurjão.

Referências.


1. Amostragem Compressiva. 2. Conversores Analógicos-para-
Informação (AIC). 3. Calibração de AIC. 4. Processamento da
Informação - Conversão. 5. Processamento da Informação - Calibração.
I. Freire, Raimundo Carlos Silvério. II. Gurjão, Edmar Candeia. III.
Título.

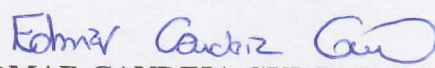
CDU 621.317(043)

"MÉTODOS DE CALIBRAÇÃO BASEADOS EM MODELO PARA CONVERSORES ANALÓGICOS-PARA-INFORMAÇÃO DO TIPO PRÉ-INTEGRADOR DE MODULAÇÃO ALEATÓRIA"


BRUNO WILLIAN DE SOUZA ARRUDA

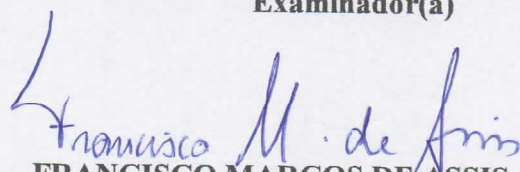
TESE APROVADA EM 11/07/2019

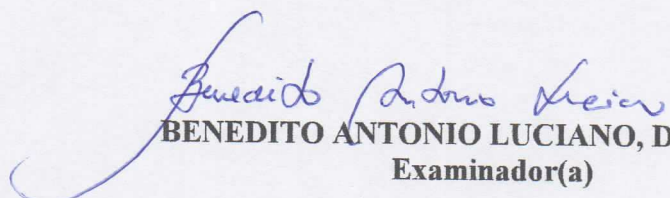

RAIMUNDO CARLOS SILVÉRIO FREIRE, Dr., UFCG
Orientador(a)


EDMAR CANDEIA GURJAO, D.Sc., UFCG
Orientador(a)

FERNANDO RANGEL DE SOUSA, Dr., UFSC
Examinador(a)


ROBSON NUNES DE LIMA, Dr., UFBA
Examinador(a)


FRANCISCO MARCOS DE ASSIS, Dr., UFCG
Examinador(a)


BENEDITO ANTONIO LUCIANO, D.Sc., UFCG
Examinador(a)

CAMPINA GRANDE - PB

Dedicado ao meu querido avô, Antônio Arruda, um dos meus maiores incentivadores, que me ensinou como fazer limonada com os limões da vida.

Agradecimentos

Nesses longos quatro anos de doutorado, passei por diversos momentos bons e também ruins, que, com toda certeza, se eu estivesse sozinho seria muito difícil chegar até aqui. Entretanto eu tive a oportunidade de contar com várias pessoas nesse período, as quais têm minha eterna gratidão. Essas pessoas foram fundamentais para o meu crescimento acadêmico e o meu amadurecimento pessoal e, portanto, gostaria de registrar meu agradecimento a todas elas.

Ao grande mestre Raimundo Freire, orientador deste trabalho, minha gratidão pelo acolhimento no seu grupo de pesquisa, pelas diversas brigas — quase saindo na pancadaria — que me fizeram ter um visão do universo completamente nova, e principalmente por me ensinar a questionar. Este último foi fundamental para o meu crescimento acadêmico e para o meu amadurecimento pessoal.

Ao professor Edmar Gurjão, também orientador e principal mentor deste trabalho, deixo o meu agradecimento pela orientação desta tese, por ter estendido a mão e me passado calma nos momentos mais críticos dessa trajetória quando pensei que daria tudo errado, por me ensinar a ter método de pesquisa e como tratar um aluno, graças ao seu carisma e sua espontaneidade.

Agradeço aos fiéis companheiros de amostragem compressiva, Vanderson Reis e Luis Torres, principais colaboradores deste trabalho, que estiveram comigo durante a maior parte do tempo, estudando e desenvolvendo novas ideias para pesquisa nessa área. Nesse sentido, também agradeço a colega Verônica Lima, que dividiu comigo materiais de trabalho e bons debates sobre o tema de nossas teses.

Aos membros da banca avaliadora, Prof. Dr. Francisco Marcos, Prof. Dr. Benedito Luciano, Prof. Dr. Fernando Rangel, Prof. Dr. Robson Nunes, deixo meu agradecimento pelas valiosas contribuições para melhoria do trabalho desde o primeiro contato.

Agradeço aos meus pais e todos os familiares pelo amor, suporte nas horas difíceis, paciência e compreensão nas minhas ausências constantes do convívio familiar e, sobretudo, por acreditarem no meu potencial para alcançar meus objetivos.

Agradeço também a minha namorada Aline, minha companheira de todo um projeto de vida acadêmica, por estender sua mão nas horas difíceis, sua compreensão nas minhas ausências, seu amor e carinho nas horas em que eu esquecia um pouco do meu afazer doutoral. Também agradeço aos seus pais por todo apoio e carinho a mim concedidos.

Aos amigos Tarcísio Oliveira e Petrov Lobo sou extremamente grato pela acolhida em Campina Grande e por todo o auxílio para que eu me instalasse na cidade.

Aos amigos e colegas de doutorado e mestrado Newton, Isaías, Márcio, Marcos, Marlo, Malone, Maraiza, Luciana, Laurent, Ivana, Larissa, Stephany, Érico, Mikaelle, Valdemir, obrigado pelos momentos que passamos juntos: trabalhos, disciplinas, viagens, eventos, almoços e momentos de lazer.

Agradeço aos colegas do LIMC, Rayanna, Marianne, Felipe, Otávio, Joyce, Andresso, pelos momentos de confraternização e litros e mais litros de café tomados.

Minha gratidão aos amigos que partilhei minhas angústias e recebi bastante apoio, além de bons momentos em suas companhias, como Vanuza, Renata, Vanessa, Harlan, Lara, Valbério, Júlio, Zé Carlos, Aimê, Isabel, Max, André e Jailton.

Agradeço a CAPES pelo fomento da bolsa a mim concedida.

Certamente não foram apenas essas pessoas que me ajudaram a chegar até aqui, portanto gostaria de deixar o meu agradecimento a todos aqueles que contribuíram indiretamente para esta tese. Meu muito obrigado a todos!

“A vida é toda sobre sonhar e fazer o seu melhor para tornar seus sonhos realidade.”

Tuomas Holopainen

Resumo

Nesta tese, propõe-se métodos de calibração para conversores analógicos-para-informação (AIC) do tipo pré-integrador de modulação aleatória (RMPI). Em um levantamento do estado da arte de calibração de AIC, constatou-se que as implementações desse tipo de conversor frequentemente sofrem o impacto das não-idealidades do *hardware*, que se reflete em perdas na etapa de reconstrução do sinal. Além disso, verificou-se que as soluções abordadas na bibliografia especializada fazem uso de métodos de calibração cega: um procedimento em que os coeficientes de calibração são adquiridos juntamente com o sinal a ser recuperado, por meio de um algoritmo de reconstrução. Não obstante, a reconstrução realizada por esses algoritmos nem sempre garante um resultado satisfatório, visto que os parâmetros de entrada influenciam na reconstrução do sinal. Nesse sentido, para evitar a influência desses algoritmos no processo de calibração, os métodos propostos nesta tese utilizam apenas as medidas realizadas pelo *hardware*, de modo que os coeficientes de calibração (erros de ganho, deslocamento e atraso) sejam conhecidos antes da fase de reconstrução, retirando assim a influência do algoritmo na exatidão da reconstrução do sinal. Foram realizados experimentos e simulações computacionais com sinais de um, dois e três tons, e a partir de então, foram utilizadas métricas de avaliação para a medida realizada pelo conversor e também para a reconstrução do sinal (realizada por meio de dois algoritmos de reconstrução distintos). Como exemplo de métricas, foram utilizadas a relação sinal-ruído e distorção (SINAD), o erro quadrático médio e a relação sinal-ruído de reconstrução. A partir dos resultados verificou-se a eficiência dos métodos por meio de uma melhoria de 82,2%, 28,2% e 48,7% do valor da SINAD de medidas calibradas de sinais de um, dois e três tons, respectivamente, levando em consideração as medidas simuladas como valores ideais. Como consequência das melhorias nas medidas calibradas, também houve uma melhora significativa com relação as métricas de reconstrução de sinal.

Palavras-chave: Amostragem Compressiva. Analógico. Informação. Conversão. Estimação. Parâmetros. *Hardware*. Calibração.

Abstract

In this thesis, we propose calibration methods for analog-to-information converters (AIC) based on the random modulation pre-integrator architecture. In a state-of-the-art search about AIC calibration, it has been found that implementations of this kind of converter frequently suffer the impact of hardware non-idealities in the signal reconstruction step. In addition, it was verified that the solutions addressed by several works make use of blind calibration methods, which is a procedure in which the calibration coefficients are acquired together with the sparse signal to be recovered, by means of a reconstruction algorithm. However, the reconstruction performed by these algorithms does not always guarantee a satisfactory result, since the input parameters influence the reconstruction of the signal. Therefore, to avoid the influence of reconstruction algorithms in the calibration process, the methods proposed in this thesis use only the measurements performed by the AIC' hardware and those obtained by its dynamic model, so that the calibration coefficients (gain, offset and delay errors) are known before the reconstruction step, thus removing the influence of the algorithm on the accuracy of the signal reconstruction. Experiments and simulations were performed with one, two and three tone signals, and evaluation metrics were used to evaluate the measurement performed by the converter and the signal reconstruction (performed by two different reconstruction algorithms). As an example of metrics, we used the signal-to-noise and distortion ratio (SINAD), the mean square error and the reconstruction signal-to-noise ratio. From the results, the efficiency of the methods was verified by means of an improvement of 82.2%, 28.2% and 48.7% of the SINAD value of calibrated measurements of one, two and three tone signals, respectively, taking simulated measurements as ideal values. As a result of improvements in calibrated measurements, there was also a significant improvement over signal reconstruction metrics.

Keywords: Compressed Sensing. Analog. Information. Conversion. Estimation. Parameters. Hardware. Calibration.

Lista de ilustrações

Figura 1	– Redução de dimensionalidade de um sinal x por meio de Amostragem Compressiva.	19
Figura 2	– Representação do sinal $x(t)$ (a) no domínio do tempo discreto e (b) no domínio da frequência.	20
Figura 3	– Processo de medição de um sinal x por meio de Amostragem Compressiva, utilizando uma transformada Ψ para representar o sinal x de maneira esparsa.	20
Figura 4	– Transformação de sinais esparsos.	21
Figura 5	– A bola l_1 intersepta a linha de soluções para dar a solução mais esparsa, diferente da bola l_2 que dá a solução com maior energia.	23
Figura 6	– Visão geral de um sistema de conversão analógico-para-informação	26
Figura 7	– Estrutura de um Demodulador Aleatório.	28
Figura 8	– Diagrama de blocos de um conversor de banda larga modulada.	29
Figura 9	– Diagrama de blocos genérico de um amostrador não-uniforme.	30
Figura 10	– Diagrama estrutural de um AIC do tipo pré-integrador de modulação aleatória.	30
Figura 11	– Diagrama de blocos do conversor analógico-para-informação configurável baseado na arquitetura RMPI.	36
Figura 12	– Diagrama de blocos referente a simulação do conversor analógico-para-informação configurável baseado na arquitetura RMPI.	36
Figura 13	– Influência dos erros de ganho e de deslocamento na saída do filtro passa-baixas.	37
Figura 14	– Problema de sincronismo entre sinais do AIC: (a) sinal de entrada sincronizado com a função de medição; (b) função de medição defasada por Δ em relação ao sinal de entrada.	38
Figura 15	– Formas de onda da medida.	44
Figura 16	– Reconstruções a partir de uma medida não calibrada, obtidas pelos algoritmos CVX e CoSaMP, em comparação com o sinal original.	44
Figura 17	– Formas de onda da medida para uma resposta ao degrau.	45
Figura 18	– Reconstruções a partir de uma medida calibrada, obtidas pelos algoritmos CVX e CoSaMP, em comparação com o sinal original.	45
Figura 19	– Variação da SINAD em função do atraso de canal.	47
Figura 20	– Correlação entre o sinal de entrada e a função de medição, quando o atraso controlado é o mais próximo possível do atraso inerente ao canal.	48
Figura 21	– Erro de ganho em cada canal do AIC em função da amplitude do sinal de entrada.	50
Figura 22	– Erro de deslocamento em cada canal do AIC em função da amplitude do sinal de entrada.	50

Figura 23 – Comparativo da reconstrução de um sinal senoidal com frequência de 1 kHz e amplitude de $7 V_{pp}$ a partir de medidas calibradas e não-calibradas.	52
Figura 24 – Valores computados de MSEr referente as reconstruções.	53
Figura 25 – Valores computados de RSNR referente as reconstruções.	53
Figura 26 – Relação sinal-ruído e distorção para medidas simuladas, medidas em hardware e medidas calibradas, em relação a amplitude do sinal de entrada.	54
Figura 27 – Comparativo da reconstrução de um sinal multitom $x(t) = 0,5 \text{ sen}(2\pi f_1 t) + 1 \text{ sen}(2\pi f_2 t)$, a partir de medidas calibradas e não-calibradas.	56
Figura 28 – Comparativo da reconstrução de um sinal multitom $x(t) = 1 \text{ sen}(2\pi f_1 t) + 0,75 \text{ sen}(2\pi f_2 t) + 0,375 \text{ sen}(2\pi f_3 t)$, a partir de medidas calibradas e não-calibradas.	57
Figura 29 – Correlação máxima entre o sinal de entrada e a função de medição, quando o atraso controlado é igual ao atraso inerente ao canal.	59
Figura 30 – Valores de medidas em função do atraso do sinal de entrada.	60
Figura 31 – Filtro passa-baixas de primeira ordem.	73
Figura 32 – Resposta ao degrau de filtro passa-baixas configurado no <i>hardware</i> do AIC.	74
Figura 33 – Parte digital (FPGA, em azul) e parte analógica (vermelho) do AIC utilizado nesta tese.	77
Figura 34 – Em detalhe, os osciloscópios responsáveis por adquirir as formas de onda da medida.	77
Figura 35 – Registro fotográfico da bancada de experimentos do AIC utilizado nesta tese.	78

Lista de tabelas

Tabela 1 – Tabela comparativa com principais características das metodologias abordadas no estado da arte.	34
Tabela 2 – Parâmetros configurados para experimentos de simulação e medição.	49
Tabela 3 – Erros de ganho e de deslocamento obtidos utilizando o modo de Calibração 2.	51
Tabela 4 – Valores de SINAD, MSEr e RSNR referentes as medidas e reconstruções dos sinais multitons abordados.	58
Tabela 5 – Parâmetros configurados para experimentos de simulação e medição.	59

Lista de abreviaturas e siglas

ADC	Analog-to-Digital Converter
AIC	Analog-to-Information Converter
CoSaMP	Compressive Sampling Matching Pursuit
DSP	Digital Signal Processor
FPGA	Field Programmable Gate Array
LFSR	Linear Feedback Shift Register
MMQ	Método dos Mínimos Quadrados
MP	Matching Pursuit
MSE	Mean Squared Error
MWC	Modulated Wideband Converter
NUS	Non-Uniform Sampler
OMP	Orthogonal Matching Pursuit
PRBS	Pseudo-Random Binary Sequence
RD	Random Demodulator
RMPI	Random Modulation Pre-Integrator
RSNR	Reconstructed Signal-to-Noise Ratio
ROMP	Regularized Orthogonal Matching Pursuit
SINAD	Signal-to-Noise And Distortion Ratio
SFDR	Spurious Free Dynamic Range
StOMP	Stagewise Orthogonal Matching Pursuit

Lista de símbolos

Φ	Matriz de medidas
Ψ	Matriz de transformação
Θ	Produto entre matriz de medidas e a inversa da matriz de transformação
ε	Parcela de ruído de energia limitada
α	Erro de ganho
β	Erro de deslocamento
\in	Pertence
μ	Coerência
$\#$	Cardinalidade

Sumário

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Objetivos	17
1.2	Organização do documento	17
2	AMOSTRAGEM COMPRESSIVA	18
2.1	Esparsidade	19
2.2	Incoerência	21
2.3	Reconstrução de sinais esparsos	22
2.4	Algoritmos de reconstrução	24
3	CONVERSORES ANALÓGICOS-PARA-INFORMAÇÃO	26
3.1	Arquiteturas de Conversores Analógicos-para-Informação	27
3.1.1	Demodulador Aleatório	27
3.1.2	Conversor de Banda Larga Modulada	28
3.1.3	Amostrador não-uniforme	29
3.1.4	Pré-Integrador de Modulação Aleatória	29
3.2	Não-idealidades de Conversores Analógicos-para-Informação	30
3.3	Estado da arte	32
4	MATERIAIS E MÉTODOS	35
4.1	AIC configurável	35
4.2	Métodos propostos	37
4.2.1	Figuras de mérito para avaliação de sinal reconstruído	38
4.2.2	Figura de mérito para avaliação da medida	39
4.2.3	Calibração em termos de amplitude	42
4.2.4	Calibração em termos de fase	46
5	RESULTADOS	49
5.1	Calibração em termos de amplitude	49
5.2	Calibração em termos de fase	58
6	CONCLUSÃO	62
6.1	Direções futuras	63
	Referências	65
	APÊNDICE A – MODELAGEM DO FILTRO PASSA-BAIXAS	73

APÊNDICE B – PRODUÇÃO BIBLIOGRÁFICA	75
APÊNDICE C – REGISTRO FOTOGRÁFICO DA BANCADA	77

1 Introdução

Por mais de meio século, sistemas convencionais de aquisição de dados foram regidos pelo teorema da amostragem de Shannon-Nyquist [1, 2], no qual se determina que, para evitar a perda de informação do sinal quando o mesmo é adquirido, a taxa de amostragem deve ser no mínimo duas vezes a maior frequência desse sinal (também conhecida como taxa de Nyquist).

No entanto, em muitas aplicações em que a largura de banda do sinal é muito grande como, por exemplo, radares, câmeras digitais, comunicações de ultra banda larga e equipamentos de ultrassom, a implementação das técnicas de amostragem tradicionais tornam-se custosas devido aos limites tecnológicos em altas taxas de amostragem dos conversores analógicos-digitais (tradução de *Analog-to-Digital Converter* - ADC) [3, 4]. Nesses casos, a taxa de amostragem é tão alta que, além de muitas vezes reduzir a eficiência energética do sistema [5], gera uma grande quantidade de dados, o que em muitas aplicações leva a necessidade de utilizar compressão de dados como uma etapa subsequente a aquisição. [6]. Embora os avanços tecnológicos já alcançados para a melhoria desses processos tenham produzido conversores eficientes e com bom desempenho, a aquisição e o processamento de sinais nessas aplicações continuam sendo um grande desafio.

Tendo em vista que a maioria dos sinais observados na natureza apresenta alguma possibilidade de compressão, ou seja, pode existir um domínio no qual o sinal tem uma representação comprimível com alta taxa de compressão, a utilização dos sistemas clássicos de aquisição de sinais torna-se questionável, pois existe a possibilidade de adquirir o sinal com uma quantidade menor de dados, utilizando um método que adquira somente a informação contida no sinal, evitando, por exemplo, a captura de redundâncias. Um questionamento mais abrangente sobre esse problema foi levantado por David L. Donoho:

“Por que se esforçar tanto para adquirir todos os dados quando a maior parte do que é adquirido será jogada fora? Não podemos apenas medir diretamente a parte que não acabará sendo jogada fora?” [7]

Simultaneamente, Candès e Tao [8] questionaram se seria possível recuperar sinais que fossem capturados utilizando projeções aleatórias para representar somente a informação útil do sinal. A partir de questionamentos como esses, surgiu então a teoria de Amostragem Compressiva (tradução de *Compressed Sensing* ¹ [6, 7, 9]). Esta teoria estabelece um novo paradigma na aquisição de sinais que permite unir em uma única operação as fases de amostragem e de compressão. Além disso, tem como objetivo superar as limitações dos sistemas de aquisição de sinais baseados no teorema de Shannon-Nyquist, impostas pelas atuais tecnologias de conversão analógico para digital e de armazenamento. A teoria de Amostragem Compressiva permite

¹ Também podendo ser denominado como *Compressive Sensing* ou *Compressive Sampling*.

reconstruir de forma confiável um sinal de interesse a partir de um número reduzido de suas amostras [4, 10].

De maneira análoga ao teorema de Shannon-Nyquist, em que a implementação física do processo de aquisição de sinais é realizada pelos ADC, na teoria de Amostragem Compressiva a implementação física é realizada pelo Conversor Analógico-para-Informação (tradução de *Analog-to-Information Converter* – AIC). O AIC é um dispositivo que toma como entrada um sinal analógico e, diferentemente de um ADC, entrega como saída uma versão da entrada digitalizada e já comprimida, conhecida como medida do sinal. Em outras palavras, um AIC realiza projeções lineares adaptativas do sinal de entrada [11]. Em geral, a implementação de um sistema de Amostragem Compressiva é realizada por uma parte em *hardware* (em que a amostragem é realizada por um AIC) e por uma parte em *software* (em que a reconstrução do sinal é feita por um processo de otimização) [11, 12].

Atualmente os AIC não são encontrados no mercado, por ser uma tecnologia recente e por ainda existirem muitos problemas a serem resolvidos quando relativos às suas implementações [11]. A implementação de um sistema de Amostragem Compressiva é muitas vezes dificultada pelas não-idealidades presentes no *hardware* do AIC [13]. Dentre essas não-idealidades é possível destacar a variabilidade dos componentes passivos na implementação dos filtros, distorções harmônicas causadas por multiplicadores, efeitos térmicos, efeitos parasitas devido a existência de polos dominantes no sistema, entre outras [11, 14–17]. Todas essas não-idealidades acabam distanciando o comportamento prático do AIC de seu comportamento ideal, prejudicando a qualidade das medidas e conseqüentemente a reconstrução do sinal, pois, por ser um processo de otimização, depende primordialmente de suas entradas. Uma alternativa para reduzir esse prejuízo é a calibração do *hardware* para compensar as não-idealidades nele presente [18].

As abordagens que tratam sobre calibração desse dispositivo reportam o uso de métodos de calibração cega (ou seja, nenhuma informação é conhecida a respeito ao sinal de entrada e os sinais internos, com exceção a saída do dispositivo) baseados em otimização convexa [19–21], métodos gulosos [13, 22], método dos mínimos quadrados [23] algoritmos de passagem de mensagem e de gradiente conjugado [24–26]. Além de tomarem como base a arquitetura conversor de banda larga modulada (tradução de *Modulated Wideband Converter* - MWC), a maioria desses métodos são demonstrados por meio de simulações e não levam em consideração o *hardware* do AIC [27], tornando a calibração inerente ao processo de reconstrução do sinal, o qual é responsável pela maior parte da complexidade dos sistemas de Amostragem Compressiva.

Outro aspecto importante a respeito dos métodos de calibração para AIC é que o êxito dos algoritmos utilizados para reconstrução de sinais está diretamente relacionado aos seus parâmetros de entrada, conforme discutido em [15], o que faz desses métodos serem completamente dependentes da exatidão desses algoritmos. Portanto, como qualquer dispositivo que emprega tecnologias de sinais mistos, o *hardware* de um AIC deve ser calibrado de modo que a qualidade de seu desempenho não seja afetada por algoritmos de reconstrução.

Nesta tese, esses problemas são abordados e utilizados para embasar o desenvolvimento

de métodos de calibração que levem em consideração apenas o comportamento dinâmico do AIC, sem a influência dos algoritmos de reconstrução. Como material de experimento, foi utilizado um AIC de parâmetros configuráveis baseado na arquitetura Pré-Integrador de Modulação Aleatória (tradução de *Random Modulation Pre-Integrator* - RMPI). Além disso, para qualificação dos métodos de calibração foram utilizadas figuras de mérito para avaliar as medições do AIC e as reconstruções pós calibração dos sinais de teste.

1.1 Objetivos

Levando em consideração que os parâmetros de entrada dos algoritmos de reconstrução afetam a qualidade da reconstrução do sinal, o objetivo geral deste trabalho é desenvolver métodos de calibração para AIC, baseando-se na compensação de não idealidades em *software*, de maneira que se garanta uma maior exatidão no sinal reconstruído. Dessa forma retira-se dos algoritmos de reconstrução a responsabilidade de realizar a calibração do AIC, conseqüentemente reduzindo a complexidade deste processo e efeitos desses algoritmos. Para tanto, como objetivos específicos pretende-se:

- Analisar as possíveis não-idealidades existentes em um *hardware* de AIC, bem como os efeitos causados nas medidas;
- Definir um sinal e um modelo de calibração, de modo que seja possível extrair coeficientes para compensação da medida em *software*;
- Estimar parâmetros e realizar compensações nas medidas realizadas pelo *hardware*, com a finalidade de melhorar a exatidão na reconstrução do sinal medido pelo AIC;
- Definir e utilizar figuras de mérito para avaliar o desempenho do AIC em termos de sinal medido e sinal reconstruído, em cenários de simulação, medição e calibração.

1.2 Organização do documento

O restante deste documento está organizado da seguinte forma: o Capítulo 2 trata de uma visão geral sobre a teoria de Amostragem Compressiva. No Capítulo 3 é descrita a dinâmica de funcionamento dos AIC, como também são apresentadas algumas arquiteturas, uma discussão acerca das não-idealidades presentes nesses dispositivos e o estado da arte sobre calibração de conversores analógicos-para-informação. No Capítulo 4 são apresentados os materiais utilizados no trabalho e os métodos propostos para calibração de um AIC do tipo pré-integrador de modulação aleatória. Os resultados obtidos são apresentados e discutidos no Capítulo 5. Por fim, as conclusões são apresentadas no Capítulo 6.

2 Amostragem Compressiva

A Amostragem Compressiva é uma teoria que se baseia na redução de dimensionalidade, assegurando sob certas condições que é possível superar os limites da amostragem tradicional baseada no Teorema de Shannon-Nyquist. Essa nova abordagem sugere que a digitalização de um sinal analógico pode ser realizada de forma mais compacta, utilizando sua representação em um domínio no qual a informação está concentrada em poucos coeficientes [7]. Destarte, isso permite que a amostragem e a compressão de um sinal sejam realizadas em uma só etapa, no entanto, para que isso seja realizável, essa teoria depende de dois princípios: esparsidade e incoerência [9], ambos definidos nesse capítulo.

Para formalizar matematicamente tal teoria, considere x um vetor de N amostras do sinal $x(t)$ adquirido de acordo com o teorema de Shannon-Nyquist. Sua versão comprimida é representada por um vetor y de tamanho $M < N$, de modo que

$$y = \Phi x, \quad (2.1)$$

em que Φ é uma matriz de medição $M \times N$, que modela o processo de compressão. Isto posto, o vetor y é definido então como uma medida do vetor x . Ainda mais, os elementos do vetor y são formados pelo produto interno entre o vetor x e as linhas de Φ , conforme a Expressão 2.1.

$$y_m = \langle x, \phi_m \rangle, m = 1, 2, \dots, M. \quad (2.2)$$

Na Fig. 1, é ilustrada uma representação matemática da operação realizada pela Expressão 2.1, em que se tem um vetor y de 8 elementos, resultado da compressão do vetor x de 22 elementos por meio da matriz gorda Φ ², composta de 8 linhas e 22 colunas.

No processo de medição apresentado na Expressão 2.1, as medidas do sinal a ser reconstruído não sofrem interferência do ruído, porém isso é um caso raro e praticamente impossível na prática, uma vez que as medidas são frequentemente corrompidas por algum tipo de interferência. Portanto, para esses casos, a Expressão 2.1 é reescrita da seguinte forma:

$$y = \Phi x + e, \quad (2.3)$$

em que e representa a parcela de ruído de energia limitada $\|e\|_2 \leq \epsilon$.

Segundo a teoria de Amostragem Compressiva, uma premissa para amostrar, comprimir e posteriormente reconstruir um vetor x , é que o mesmo deve ser esparso em algum domínio. Portanto, uma definição de esparsidade se faz necessária.

² Denomina-se matriz gorda aquela que tem o número de linhas muito menor do que o número de colunas.

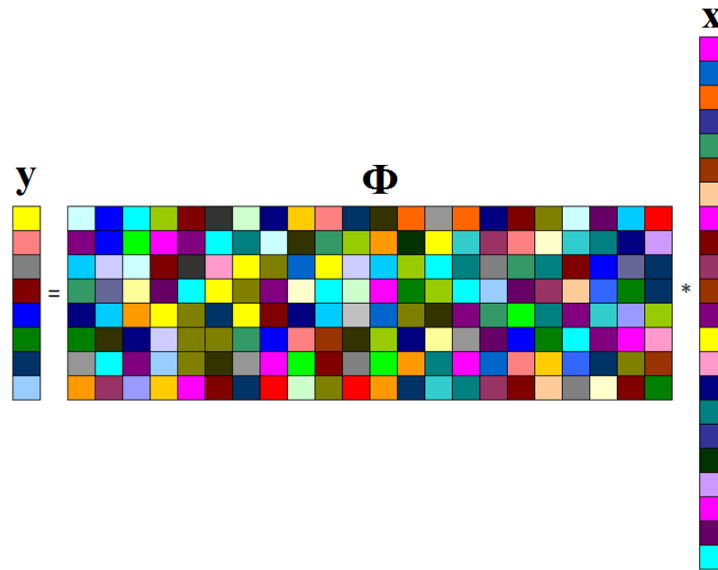


Figura 1 – Redução de dimensionalidade de um sinal x por meio de Amostragem Compressiva.

2.1 Esparsidade

A maioria dos sinais presentes na natureza podem ser concisamente representados como combinações lineares de alguns elementos significantes pertencentes a uma base conhecida [9]. De uma forma mais direta, um sinal é esparso quando este possui uma representação em que a maioria dos coeficientes são nulos. Por exemplo, considere que um sinal com múltiplas frequências dado por $x(t) = 0,7 \times \text{sen}(2\pi * 100t) + \text{sen}(2\pi * 420t) + 3 \times \text{sen}(2\pi * 900t)$ tenha sua representação discreta no tempo de acordo com a Fig. 2(a). Neste caso, todas as amostras desse sinal são significantes, entretanto, ao aplicar a transformada discreta de Fourier, obtém-se uma representação esparsa s , em que a maioria dos elementos são redundantes (iguais ou muito próximo a zero), conforme visto na Fig. 2(b). Por outro lado, no domínio da frequência, a informação de interesse contida neste sinal encontra-se em poucos coeficientes.

Formalmente, o conceito de esparsidade estabelece que um sinal é K -esparso quando tem-se no máximo K coeficientes não-nulos. A esparsidade de um sinal s pode ser medida de acordo com a quase-norma l_0 ³:

$$\|s\|_0 = \#\{i, s_i \neq 0\}. \quad (2.4)$$

Logo, para o caso do sinal $x(t)$ apresentado de forma esparsa na Fig. 2(b) tem-se uma representação esparsa com $K = 3$. Em alguns casos, o sinal de interesse não é esparso no domínio em que se deseja, porém, uma matriz de transformação linear Ψ pode ser utilizada para obter uma representação esparsa s do sinal x , conforme

³ A quase-norma $\|l_0\|$ fornece o tamanho do conjunto suporte, ou seja, $|\text{suporte}(s)| = \|s\|_0$, sendo $|\text{suporte}(s)|$ a cardinalidade (#) do vetor s .

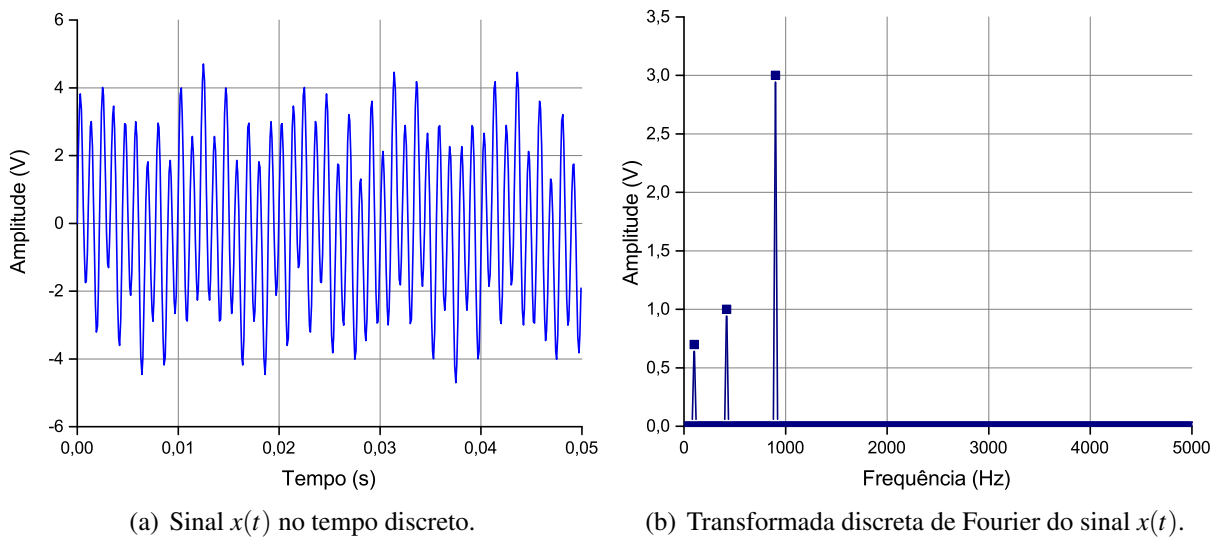


Figura 2 – Representação do sinal $x(t)$ (a) no domínio do tempo discreto e (b) no domínio da frequência.

$$s = \Psi x, \tag{2.5}$$

em que $\|s\|_0 \leq k \leq M$. Dessa maneira, o problema de Amostragem Compressiva pode ser ilustrado como na Fig. 3 e reescrito da seguinte forma:

$$y = \Phi \Psi^{-1} s = \Theta s. \tag{2.6}$$

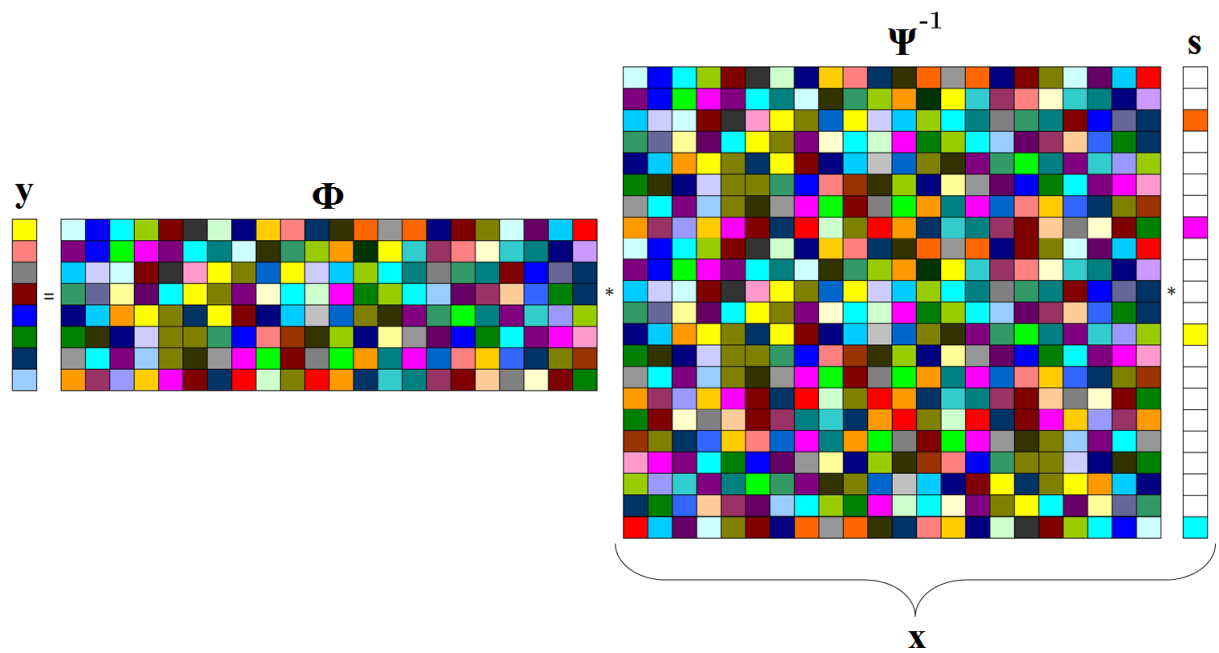


Figura 3 – Processo de medição de um sinal x por meio de Amostragem Compressiva, utilizando uma transformada Ψ para representar o sinal x de maneira esparsa.

Em resumo, o processo de transformação dos sinais esparsos pode ser ilustrado conforme a Fig. 4, a qual representa a relação entre o sinal esparsos, o não esparsos e a medida. Um sinal $x(n)$ discreto no tempo tem sua representação esparsa $s(n)$ quando multiplicado por uma matriz de transformação Ψ^{-1} . Para voltar para o domínio do tempo, basta multiplicar $s[n]$ por Ψ^{-1} . Ainda mais, há duas possibilidades de realizar as medidas: no domínio do tempo ou no domínio esparsos. Lembrando que a reconstrução é sempre realizada no domínio esparsos [28].

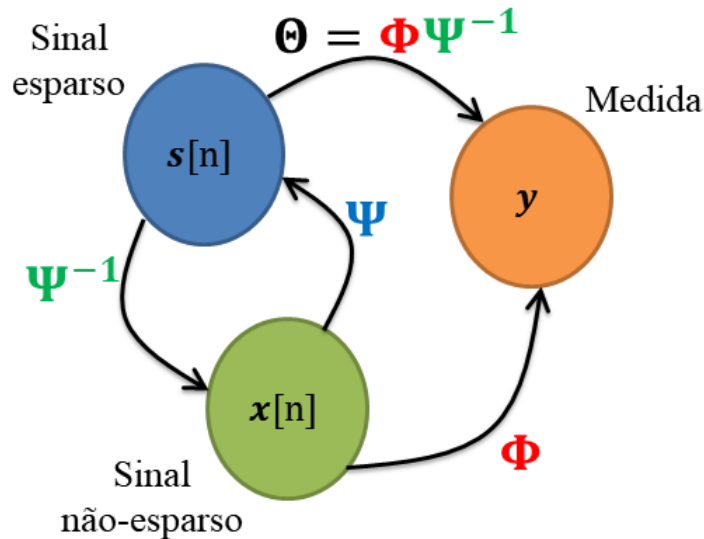


Figura 4 – Transformação de sinais esparsos.

A teoria de Amostragem Compressiva permite uma reconstrução exata de s com grande probabilidade para uma certa classe de matrizes de medição. Nesse caso, a matriz de medição Φ deve ser incoerente com a matriz de transformação Ψ , relação que será explicada na próxima seção.

2.2 Incoerência

Por definição, matrizes de medição Φ são construídas para reduzir ao máximo o número de medidas M necessárias, enquanto permitindo a reconstrução de uma ampla classe de sinais x a partir das medidas em y [29]. Entretanto, para que isso seja garantido, essas matrizes devem atender a condição de incoerência com a matriz de representação esparsa. Essa condição requer que as linhas de Φ não possam ser esparsamente representadas como colunas de Ψ , ou seja, deve haver o mínimo de correlação entre as duas matrizes [30].

A coerência entre a base de medição e a base de representação esparsa é dada por:

$$\mu(\Phi, \Psi) = \sqrt{N} \max_{1 \leq k, j \leq n} |\langle \Phi_k, \Psi_j \rangle| \quad (2.7)$$

De uma maneira mais direta, é dito que a coerência mede a maior correlação entre pares de Φ e Ψ . Se Φ e Ψ contém pares correlacionados, a coerência é alta, caso contrário, ela é baixa,

caracterizando a incoerência, e está incluída no intervalo $[1, \sqrt{N}]$. Além disso, quanto menor a coerência entre Φ e Ψ , menor o número de M medidas necessárias para reconstruir o sinal de entrada [29]. O número necessário de observações do sinal, ou seja, o tamanho de sua medida (M), está diretamente relacionada com a esparsidade do sinal. Essa relação é dada por

$$M \approx C \cdot K \cdot \log \left(\frac{N}{K} \right), \quad (2.8)$$

em que K é a esparsidade do sinal, N é o número de amostras do sinal a ser medido e C é uma constante ⁴ entre dois e quatro [31].

Para a teoria de Amostragem Compressiva é de fundamental interesse que os pares tenham baixa coerência, pois com isso garante-se que a informação contida no sinal esparso s seja propagada na sua medição y [9, 32]. Pode ser demonstrado que a incoerência pode ser alcançada com alta probabilidade simplesmente utilizando uma matriz Θ com entradas aleatórias, cujo os elementos pertencem a uma distribuição apropriada, a exemplo da Gaussiana, Bernoulli ou Rademacher [3].

Ainda mais, para garantir uma reconstrução bem sucedida, além dessas matrizes terem que ser incoerentes, elas também devem cumprir os seguintes critérios [33]: serem ortonormais; obedecer a propriedade do espaço nulo; e obedecer a propriedade da isometria restrita. Devido ao foco deste trabalho ser a calibração do *hardware* do AIC, esses critérios não serão detalhados aqui, sendo possível obter maiores detalhes em [8, 9], e também no Capítulo 2 da tese referenciada em [28].

2.3 Reconstrução de sinais esparsos

Formalmente, a reconstrução de um sinal esparso s a partir de medidas realizadas utilizando projeções aleatórias se dá pela estimação de seus coeficientes. Esta operação é realizada por meio do seguinte problema de otimização

$$\hat{s} = \min \|s\|_0 \text{ sujeito a } \Theta s = y. \quad (2.9)$$

A resolução desse problema busca a solução mais esparsa da Expressão 2.6, contudo é um problema NP-completo. Esse tipo de problema pode ser resolvido por algoritmos de busca gulosa ⁵, adicionando sucessivamente componentes não-nulos a uma aproximação esparsa e cobrindo todas as possibilidades para as componentes de s [33]. Uma maneira alternativa de abordar esse problema é substituir a quase-norma l_0 pela norma l_1 , resolvendo o problema de minimização [34]:

$$\hat{s} = \min \|s\|_1 \text{ sujeito a } \Theta s = y. \quad (2.10)$$

⁴ A constante C geralmente não é especificada, pois pode ser muito difícil calcular, uma vez que ela depende do algoritmo de reconstrução.

⁵ Algoritmos de busca gulosa tomam decisões com base nas informações disponíveis na iteração corrente, sem olhar as consequências que essas decisões (definitivas) terão no futuro.

em que a norma l_1 de s é dada por $\|s\|_{l_1} = \sum_{i=1}^n |v_i|$.

O interesse em utilizar a norma l_1 em contraposição a convencional norma l_2 para a resolução desses problemas de otimização deve-se ao fato que a norma l_1 de sinais são pequenas em relação a energia [35]. Para exemplificar melhor, a utilização da norma l_1 pode ser explicada a partir de uma interpretação geométrica, conforme as Figuras 5(a) e 5(b), onde são ilustradas minimizações por l_1 e por l_2 para um caso 2-dimensional. A reta representa o conjunto de soluções para $y = \Theta s$. A bola unitária para a normal l_1 apresenta-se como um quadrado com suas quinas alinhadas com os eixos, enquanto a bola unitária para a norma l_2 apresenta-se como um círculo unitário.

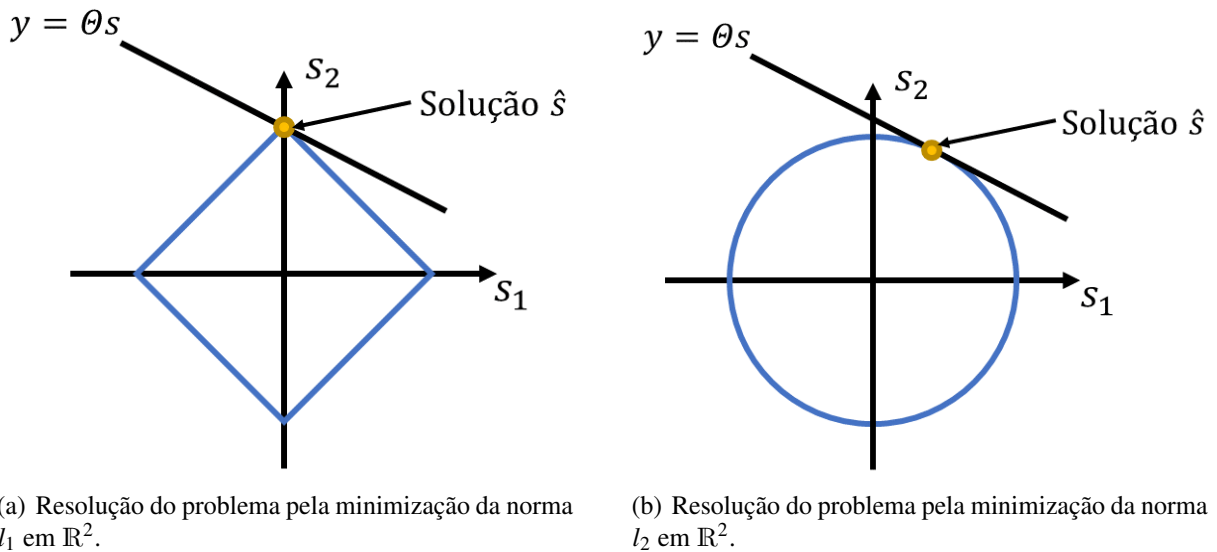


Figura 5 – A bola l_1 intercepta a linha de soluções para dar a solução mais esparsa, diferente da bola l_2 que dá a solução com maior energia.

Nesse exemplo, a solução que procuramos encontra-se em um dos dois eixos, que no caso da bola l_2 pode ser encontrada somente no caso em que a linha de solução estiver vertical ou horizontal. Assim, para a minimização por norma l_2 , a linha escolherá pontos (que não são esparsos) distantes dos eixos das coordenadas, enquanto que no caso da bola l_1 , a linha intersecará a quina resultando em uma solução esparsa [28].

Entretanto, a norma l_2 pode ser utilizada para resolver o problema de otimização da Expressão 2.3. O problema de busca de base é reescrito levando em consideração a parcela de ruído ϵ presente na medição, conforme

$$\hat{s} = \min \|s\|_{l_1} \text{ sujeito a } \|y - \Theta s\|_2 \leq \epsilon. \quad (2.11)$$

Neste caso, a busca pela solução \hat{s} por meio da norma l_1 está sujeita também à norma l_2 da diferença entre a medida y adquirida e a estimativa da medida por meio do sinal esparsa s .

2.4 Algoritmos de reconstrução

Uma vez que um sistema de Amostragem Compressiva é implementado, torna-se responsabilidade dos algoritmos de reconstrução produzir uma estimativa \hat{x} do sinal medido. O principal objetivo desses algoritmos é minimizar uma função objetivo sujeita a uma restrição, conforme apresentada na Expressão 2.9.

Existem vários algoritmos especificamente desenvolvidos para reconstrução de sinais esparsos baseada em Amostragem Compressiva, e que podem ser categorizados em duas principais classes: técnicas de otimização convexa e métodos gulosos [32, 36]. A escolha de um algoritmo de reconstrução depende basicamente do sinal de entrada. Por exemplo, quando a esparsidade do sinal é conhecida, é preferível a utilização de métodos gulosos, já quando a esparsidade do sinal não é conhecida, prefere-se a utilização de algoritmos de otimização convexa [32].

Os métodos baseados em técnicas de otimização convexa encontram a solução com a menor norma l_1 e também são chamados de método de busca de base. Dentre os diversos algoritmos existentes baseados em otimização convexa destaca-se o implementado no pacote CVX [37]. A bibliografia especializada reporta que não existe um algoritmo que sempre alcance o melhor desempenho em termos de velocidade e exatidão. Além do mais, a escolha do algoritmo é feita em função do problema de recuperação esparsa que é tratado. Uma vez que neste trabalho serão utilizados sinais com esparsidade já conhecida, não serão utilizados métodos baseados em otimização convexa. Para um melhor entendimento desse tipo de algoritmos, recomenda-se a leitura do artigo [38].

Já os algoritmos gulosos calculam o suporte do sinal esparsa iterativamente em vez de fazer uma busca exaustiva que levaria a uma explosão combinatória. Uma vez que o suporte do sinal é obtido, a pseudo-inversa da matriz de medição pode ser utilizada para reconstruir o sinal.

A principal vantagem desse tipo de algoritmo é que eles são fáceis de entender e implementar. Outra vantagem dessa abordagem é a velocidade, embora suas garantias não sejam tão fortes quanto as da busca de base. No entanto, a principal desvantagem é que, em muitos casos, não há garantia de que a solução localmente ótima encontrada é a solução global ideal. Existe uma enorme quantidade de algoritmos gulosos, porém este trabalho será limitado ao método mais comum: *matching pursuit*.

O *Orthogonal Matching Pursuit* (OMP) [39] é o mais conhecido dentro da classe de algoritmos gulosos, sendo este um melhoramento do *Matching Pursuit* (MP) *Algorithm* [40]. Este algoritmo seleciona a cada iteração a coluna da matriz Θ que é mais correlacionada com o resíduo do sinal. Depois a contribuição dessa coluna é subtraída do vetor de medidas y , o vetor de resíduo é atualizado e o algoritmo passa para uma nova iteração.

Embora o OMP tenha sido idealizado para um contexto diferente de Amostragem Compressiva, Tropp e Gilbert [33] provaram que o OMP pode ser utilizado para recuperar sinais esparsos com alta probabilidade de acerto utilizando medidas baseadas em Amostragem Compressiva. Outros exemplos de algoritmos gulosos baseiam-se no OMP, dentre eles: *stagewise* OMP

(StOMP) [41], *regularized* OMP (ROMP) [42] e o *compressive sampling* MP (CoSaMP) [43].

Pode-se destacar o CoSaMP como uma aplicação específica para Amostragem Compressiva. Diferente do OMP, este algoritmo escolhe múltiplas colunas da matriz durante cada iteração, ao invés de apenas uma. Nos critérios de seleção, a coluna escolhida pelo algoritmo OMP são salvas em cada iteração, enquanto no CoSaMP podem ser descartadas na próxima iteração. O algoritmo CoSaMP é melhor para aproximar um sinal compressível ruidoso do que o algoritmo OMP, além disso apresenta menor complexidade computacional [44].

Dados os conhecimentos apresentados neste capítulo, agora faz-se necessário o conhecimento de como a Amostragem Compressiva funciona na prática por meio dos Conversores Analógicos-para-Informação, como também conhecer as limitações desses dispositivos devido as suas não-idealidades.

3 Conversores Analógicos-para-Informação

A utilização de Conversores Analógico-Digitais (ou ADC) (tradução de *Analog-to-Digital Converter* - ADC) é essencial em sistemas que necessitam representar e processar de forma digital grandezas analógicas. Os ADC convencionais realizam a amostragem do sinal de maneira periódica, ou seja, amostram os sinais em intervalos de tempo constantes, definidos de acordo com o teorema de Nyquist. Entretanto, a tarefa de conversão analógico-digital pode ser realizada com diferentes técnicas e vários tipos de ADC. A resolução e a taxa de amostragem necessárias para um ADC utilizado em um determinado sistema é ditado pela aplicação específica. Em geral, cada tipo de ADC tem seu desempenho mais eficiente para uma determinada taxa de amostragem e resolução. Por exemplo, alguns tipos de ADC são eficientes com altas resoluções, mas apenas com uma baixa taxa de amostragem (aproximações sucessivas), enquanto outros são muito rápidos, mas não são eficientes em aplicações que necessitam de alta resolução (*flash*) [28, 45].

Com sinais altamente esparsos em um determinado domínio, tais técnicas de amostragem baseadas em ADC podem implicar em uma grande redundância nos dados adquiridos, uma vez que a quantidade de informação contida em um sinal esparsos é limitada, ou seja, muitos dos coeficientes adquiridos são nulos. A conversão proposta pela Amostragem Compressiva explora esse fato e leva a apenas um número limitado de amostras, suficientes para representar a informação contida no sinal.

Quando se refere a Amostragem Compressiva, o conversor analógico-para-informação (tradução de *Analog-to-Information Converter* – AIC) é o responsável pelo processo de aquisição a partir do sinal analógico. O objetivo de um AIC é efetuar a digitalização de sinais de maneira eficiente, economizando em taxa de amostragem e em capacidade de armazenamento [11], bem como superar o desempenho e as limitações de eficiência energética dos conversores analógicos-digital [46]. A denominação AIC vem da sua capacidade de adquirir não o sinal, mas a informação contida nele [47].

Uma visão geral de um sistema de Amostragem Compressiva é apresentada na Fig. 6. O sistema pode ser visto como um instrumento de medição, que é constituído por duas partes: (i) um *front-end* analógico, formado por um conversor analógico-para-informação (AIC); (ii) um *back-end* digital (ou seja, *hardware* de processamento de sinal digital), onde um algoritmo de reconstrução de sinal é utilizado.

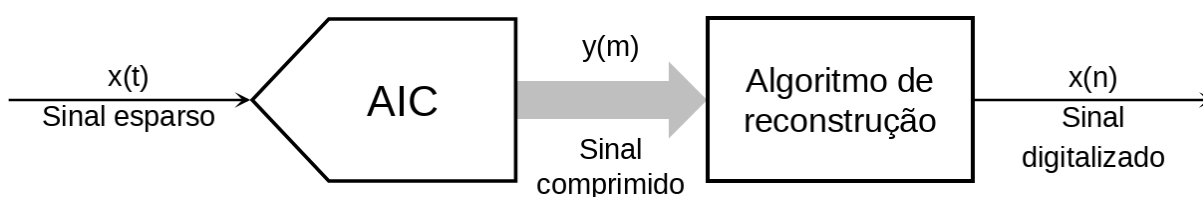


Figura 6 – Visão geral de um sistema de conversão analógico-para-informação

Em linhas gerais, o funcionamento de um AIC é baseado na Expressão 2.1 e consequentemente na Expressão 2.2, ou seja, realizar o produto interno entre o sinal de entrada pelas linhas da matriz de medidas. Na prática, essa operação necessita ser realizada em um intervalo finito $t \in [0, T]$, pois o sinal a ser adquirido está no tempo contínuo, conforme a Expressão 3.1.

$$y_m = \int_0^T x(t)\Phi_m(t)dt, \quad (3.1)$$

em que $x(t)$ é o sinal de entrada e $\Phi_m(t)$ são funções para realização das medidas, que correspondem as linhas da matriz de medidas na Expressão 2.1.

Analisando a Expressão 3.1 é possível observar que para um AIC adquirir o sinal $x(t)$ são necessários elementos de multiplicação e integração. Entretanto, ao implementar esta operação na prática ainda são necessários um dispositivo que gere ou forneça sequências pseudoaleatórias para formar as linhas da matriz de medidas Φ , que serão as amplitudes do sinal $\Phi_m(t)$, e um dispositivo para digitalizar as medidas do vetor y . Em geral, tais elementos podem ser implementados eletronicamente, a título de exemplo, por: circuitos multiplicadores, para realizar o produto entre o sinal de entrada $x(t)$ e cada uma das funções $\Phi_m(t)$; circuitos digitais, como um LFSR (*Linear Feedback Shift Register*), para gerar as amplitudes das funções $\Phi_m(t)$; filtros analógicos, para integrar o produto do sinal de entrada com a matriz de medidas; conversores analógico-digitais, para digitalizar a medida do sinal; e circuitos temporizadores, para realizar a lógica de temporização dos dispositivos anteriores.

O modo de operação e o tipo de cada um desses dispositivos é o que diferencia as arquiteturas já propostas [11, 48], as quais serão apresentadas na próxima sessão.

3.1 Arquiteturas de Conversores Analógicos-para-Informação

Nos últimos anos, diversas pesquisas foram realizadas na área de Amostragem Compressiva com o intuito de desenvolver conversores analógicos-para-informação. Consequentemente, foram desenvolvidas diversas arquiteturas de AIC para as mais diversas aplicações em que o objetivo é evitar a aquisição utilizando a taxa de Nyquist. Dentre as arquiteturas, as mais consolidadas são: Demodulador Aleatório [49], Conversor de Banda Larga Modulada [50], Amostrador Não-Uniforme [51] e Pré-Integrador de Modulação Aleatória [52]. Além disso, outras arquiteturas baseadas nas anteriormente citadas foram desenvolvidas, podendo ser encontrada uma descrição mais detalhadas em [11, 48]. A seguir, são descritas brevemente algumas arquiteturas de AIC já consolidadas.

3.1.1 Demodulador Aleatório

Na arquitetura demodulador aleatório (tradução de *Random Demodulator* - RD), apresentada na Fig. 7, o sinal de entrada $x(t)$ é correlacionado com uma sequência binária pseudoaleatória

(tradução de *Pseudo-Random Binary Sequence* – PRBS) com amplitudes de valores ± 1 , também conhecida como sequência *chipping* [49]. Esse processo resulta em uma modulação que faz com que haja um espalhamento espectral das componentes de frequência do sinal $x(t)$. Depois de aplicar um filtro passa-baixas, o sinal é então capturado por meio de um ADC com uma taxa de amostragem menor do que a necessária para digitalizar o sinal $x(t)$ utilizando o critério de Nyquist.

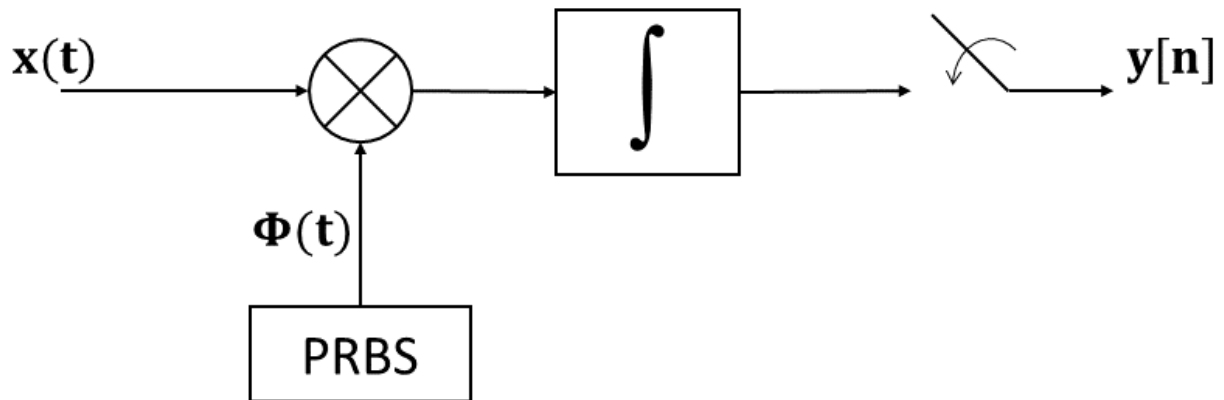


Figura 7 – Estrutura de um Demodulador Aleatório.

Considerando um sinal tonal (soma finita de cossenos), esse processo assegura que cada tom do sinal $x(t)$ tenha uma assinatura distinta dentro da banda passante do filtro, sendo possível então identificar os tons e suas amplitudes a partir das amostras adquiridas com baixa taxa de amostragem [53].

3.1.2 Conversor de Banda Larga Modulada

O AIC do tipo conversor de banda larga modulada (tradução de *Modulated Wideband Converter* - MWC) é utilizada em aplicações com sinais multibanda (mais especificamente, sinais de radiofrequência) e apresenta uma estrutura paralela [50]. Em linhas gerais, o MWC executa a compressão de um sinal analógico sem o conhecimento das frequências portadoras para evitar o uso de ADC que requerem uma largura de banda alta [54]. O sinal de entrada é enviado para múltiplos canais de aquisição, como pode ser visualizado na Fig. 8.

Em cada canal, o sinal $x(t)$ é modulado por uma sequência pseudoaleatória com período $T_s = \frac{1}{F_s}$, em que F_s é taxa de amostragem desejada, resultando em $\hat{x}_i(t)$, que é o sinal na banda base referente a uma determinada combinação das bandas do espectro. Posteriormente uma filtragem passa-baixas com frequência de corte $\frac{F_s}{2}$ é realizada e depois a aquisição para se obter $y_i[n]$.

A operação de modulação projeta o espectro de $x(t)$, de modo que uma parte da energia de todas as bandas apareça na banda base. Entretanto, a periodicidade das sequências pseudoaleatórias implica que elas podem ser expandidas em uma série de Fourier, o que garante que o recobrimento (*aliasing*) do sinal $x(t)$ aconteça nos pontos de cruzamento entre as bandas,

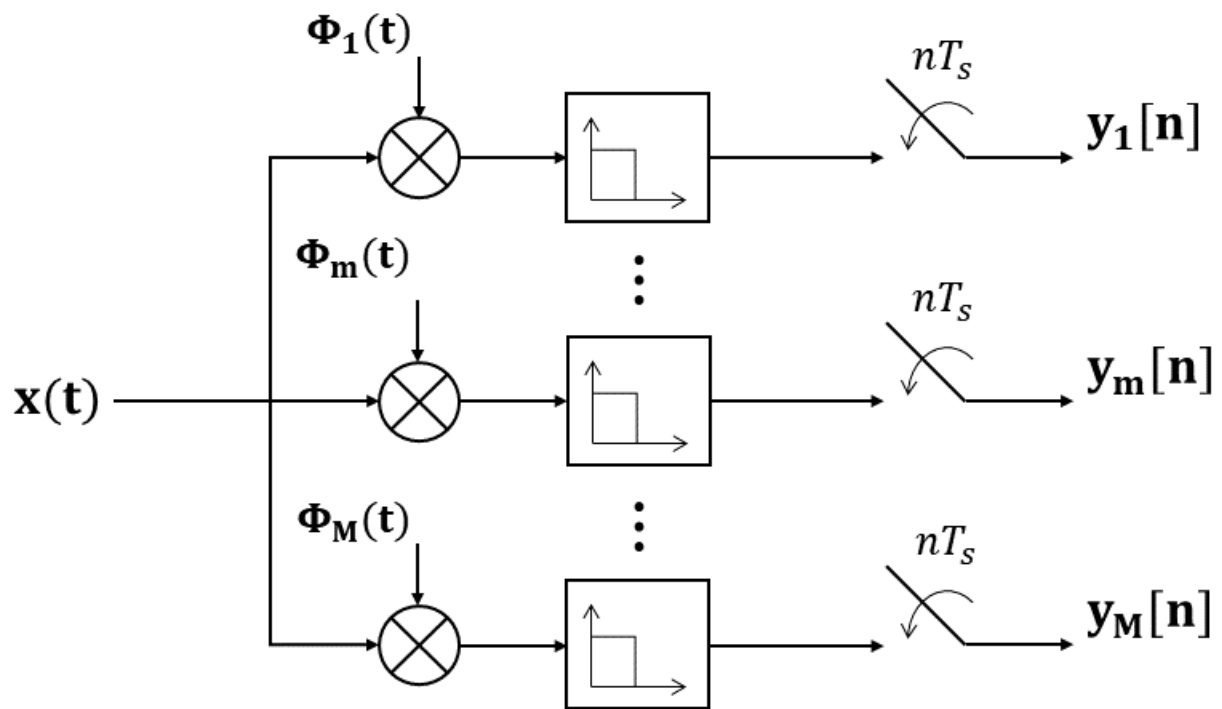


Figura 8 – Diagrama de blocos de um conversor de banda larga modulada.

resultando em um processo de amostragem tradicional por trem de pulsos na taxa F_s [55, 56]. As amostras adquiridas em cada canal são então coletadas e processadas em conjunto para reconstruir o sinal de entrada.

3.1.3 Amostrador não-uniforme

A arquitetura amostrador não-uniforme (tradução de *Non-Uniform Sampler* - NUS) [51, 57], ilustrada na Fig. 9, explora a incoerência de tempo e frequência para subamostrar a zona de Nyquist. O sinal de entrada é digitalizado por um ADC que trabalha na taxa de Nyquist e em seguida é submetido a um seletor que por meio de uma PRBS define se o valor é descartado ou mantido. Posteriormente, as amostras são entregues a um Processador Digital de Sinais (tradução de *Digital Signal Processor* – DSP), que é responsável por reconstruir o sinal original.

Se a subamostragem é aleatória - ou seja, se os pontos de tempo em que o sinal é amostrado são selecionados de forma aleatória - não há efeito de recobrimento coerente e os sinais esparsos na frequência podem ser recuperados por meio de processamento não-linear[57].

3.1.4 Pré-Integrador de Modulação Aleatória

A arquitetura pré-integrador de modulação aleatória (tradução de *Random Modulation Pre-Integrator* - RMPI), ilustrada na Fig. 10, é uma variante das arquiteturas RD e MWC, que utiliza canais paralelos [52]. Esta arquitetura é composta por um estágio modulador, que realiza a multiplicação do sinal de entrada com a PRBS de cada canal, seguido de um filtro responsável por integrar a saída do modulador, obtendo o valor final da medida. Nesta arquitetura as amostras

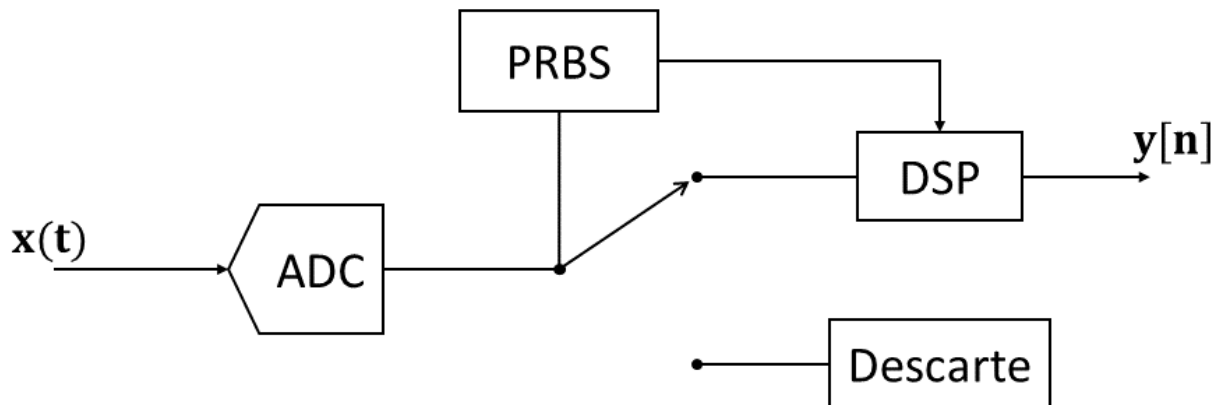


Figura 9 – Diagrama de blocos genérico de um amostrador não-uniforme.

do sinal de entrada são comprimidas por meio da modulação realizada em cada canal por uma PRBS, após isso integra-se a saída do modulador e, em seguida, a saída é amostrada com um ADC com baixa taxa de amostragem.

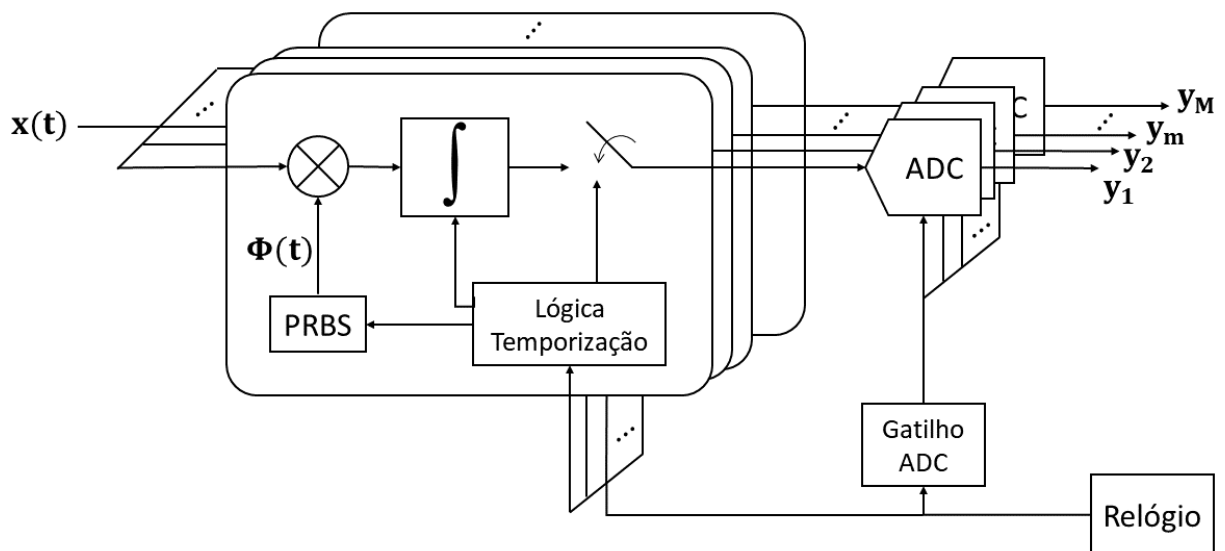


Figura 10 – Diagrama estrutural de um AIC do tipo pré-integrador de modulação aleatória.

A principal vantagem dessa arquitetura é com relação a paralelização, pois aumentando o número de canais é possível diminuir a taxa de amostragem dos ADC, sendo esta taxa de amostragem global e fixa. Além disso, essa arquitetura é relativamente universal, pois funciona com sinais que são esparsos em qualquer domínio fixo [52].

3.2 Não-idealidades de Conversores Analógicos-para-Informação

Dispositivos físicos estão sempre sujeitos a imperfeições. Como qualquer implementação de sistemas lineares, a quantidade de não-linearidade proveniente dos componentes do *hardware* é um problema que dificulta a implementação de sistemas de Amostragem Compressiva que reproduza perfeitamente um modelo matemático [4, 11].

Todas as arquiteturas de AIC são baseadas em um modelo linear (ditadas pela Expressão 2.1) e basicamente consistem de multiplicadores, geradores de sequências pseudoaleatórias, filtros passa-baixas e ADC de baixa taxa de amostragem. Esses componentes seguramente inserem não-linearidades no *hardware* do AIC e, dependendo da forma como são utilizados, comprometem a reconstrução do sinal.

Os multiplicadores inserem distorção não-linear e o seu principal efeito é o aumento do nível de ruído (*noise floor*) [3, 17]. Esses componentes são projetados para multiplicar sinais suaves por senoides, portanto, as especificações do fabricante geralmente não permitem prever o que acontecerá quando uma onda quadrada, a exemplo de uma PRBS, é utilizada como um dos termos do produto. Provavelmente, a não-linearidade introduzida será muito maior do que o projetista espera [11].

Quanto aos geradores de sequências pseudoaleatórias, as arquiteturas que utilizam PRBS para modular os sinais enfrentam o problema referente as formas de onda apresentarem distorções (ou seja, não serem perfeitamente quadradas), o que acaba afetando diretamente o algoritmo de reconstrução, pois a matriz Φ modelada para reconstrução é diferente da gerada em *hardware*. Esse problema é mais significativo quando a frequência da PRBS aumenta. Além disso, as PRBS sofrem com o efeito *jitter*, conforme reportado pelos trabalhos em [58–60].

Os filtros passa-baixas utilizados para realizar a integração do sinal modulado (suposição válida para baixas frequências [61]), quando implementados em *hardware*, diferem da resposta ao impulso do modelo, devido à tolerância dos componentes utilizados (resistores e capacitores) [15, 16, 62]. Essa não-linearidade imposta pela tolerância dos componentes influencia diretamente na forma em que a medida do sinal é realizada, pois a exatidão do AIC é afetada quando os parâmetros dos filtros são alterados [63].

Em relação aos ADC, que é um dispositivo tão complexo quanto um AIC, estes já possuem não-idealidades devido a imperfeições não tratáveis, conforme as especificações estáticas e dinâmicas desse dispositivo [64]. Por exemplo, essas não-idealidades reduzem a faixa dinâmica livre de espúrios (tradução de *Spurious Free Dynamic Range - SFDR*) dos sinais que podem ser digitalizados, além de também reduzir a resolução efetiva dos ADC [65, 66].

Dadas todas essas particularidades, faz-se necessário calibrar o AIC, de modo que os efeitos causados por essas não-idealidades possam ser mitigados por meio de correções. Segundo o *Vocabulário Internacional de Metrologia* [67], o termo calibração se refere a um conjunto de operações que estabelece, sob condições especificadas, a relação entre os valores indicados por um instrumento de medição ou sistema de medição ou valores representados por uma medida materializada ou um material de referência, e os valores correspondentes das grandezas estabelecidos por padrões. Em outras palavras, a calibração realiza a comparação de valores indicados por um instrumento de medição qualquer com valores conhecidos, estabelecidos em geral, por padrões.

3.3 Estado da arte

Tomando como base o tema deste trabalho e os conceitos apresentados nos capítulos anteriores, foi realizado um levantamento de trabalhos científicos publicados em anais de conferências e em revistas, em um recorte temporal iniciando em 2009 e terminando na data da escrita deste documento, sobre calibração de conversores analógicos-para-informação, a fim de analisar métodos que contribuam para o desenvolvimento deste trabalho. A seguir, alguns trabalhos relevantes no assunto são descritos brevemente.

Yu e Hoyos [68] investigaram o impacto das não-idealidades dos circuitos que formam um AIC de estrutura paralela por meio de análise e simulações e, a partir disso, forneceram um algoritmo iterativo de calibração baseada no método dos mínimos quadrados (MMQ), que obtém coeficientes de calibração para mitigar o efeito das não-idealidades. Nesta abordagem realizada completamente em ambiente de simulação, o algoritmo proposto necessita de sinais para treinamento que, dependendo do nível de esparsidade do sinal, pode influenciar na qualidade da reconstrução do sinal.

Gribonval, Chardon e Daudet [20] modelaram o problema de calibração de AIC tomando como base otimização convexa, adicionando uma matriz quadrada e diagonal com os coeficientes de calibração, o que torna um problema biconvexo. A partir desse modelo, é realizada a minimização dos elementos dessa matriz e dos sinais de treinamento k -esparsos por meio da norma l_1 dos mesmos sinais de treinamento, utilizando o *framework* CVX [37]. Dessa forma, é possível estimar o quanto de erro existe em cada canal do AIC.

Posteriormente, Shen e seus colaboradores [26] propuseram uma abordagem semelhante a de Gribonval, Chardon e Daudet [20], porém utilizando um algoritmo de gradiente conjugado para estimar o erro imposto pelas não-idealidades do AIC. Outros trabalhos seguindo a mesma ideia foram realizados por Schülke *et al.* e Kamilov *et al.* [24, 25], em que a mesma abordagem é utilizada, porém com uma adaptação do algoritmo generalizado de passagem de mensagens.

Pankiewicz e seus colaboradores [69] propuseram um método de calibração supervisionado baseado em um modelo que minimiza a discrepância entre a matriz de medidas inicialmente modelada e a suposta matriz real. Os autores relataram a discrepância ao analisar as não idealidades do filtro em relação a resposta ao impulso. O método explora a natureza do erro associado à matriz de medição por meio da medição de um sinal conhecido a priori para identificar os erros por uma estimativa utilizando o método dos mínimos quadrados (MMQ). A estimativa de erro é usada para calibrar a matriz de medição inicialmente modelada.

Dong e Wang [70] analisaram o problema de calibração em um MWC (cujo o número de canais é reduzido) por meio do método de separação de sub-canais digitais [50]. Os autores observaram que utilizando esse método, a incompatibilidade do ganho e do atraso de canal levavam a uma perda de desempenho reconstrução. A partir desse problema, esses ganhos e atrasos foram considerados como uma matriz diagonal desconhecida e então formulam o problema da estimativa por otimização convexa, que pode ser resolvido utilizando o MMQ.

Bilen e seus colaboradores [19] investigaram o problema de calibração cega em Amostragem Compressiva e propuseram métodos de calibração em amplitude e em fase baseados em otimização convexa para recuperar, além do sinal esparso, os coeficientes de calibração para compensar erros de amplitude e de fase desses dispositivos.

Yijiu *et al.* [14] projetaram um filtro digital de compensação que é utilizado para calibrar o filtro não-ideal de um *Modulated Wideband Converter*. Os autores utilizaram um sinal de teste para estimar a resposta finita ao impulso do filtro não-ideal e, em seguida, um filtro digital foi projetado para compensar o filtro não-ideal no domínio digital. Os resultados experimentais indicam que o filtro passa-baixas não-ideal calibrado pelo filtro digital de compensação satisfaz as condições de reconstrução satisfatória.

Ling e Strohmer [21] desenvolveram um método de autocalibração chamado de SparseLift, que aborda um problema biconvexo de calibração como um problema de otimização convexa, sendo possível ser solucionado por meio de programação linear. Em comparação aos outros métodos de calibração por otimização convexa, este método necessita de um conjunto de medidas para obter resultados significativos.

Wijnholds e Chiarucci [71] propuseram um método de calibração cega que estima os ganhos e as fases dos canais a partir da matriz de covariância da medida, sob o pressuposto de que o sinal de teste é esparso. Os autores reportaram que a calibração cega baseada em matriz de covariância oferece uma vantagem computacional significativa sobre a calibração cega com base em dados de séries temporais, em particular nos cenários com relação sinal-ruído baixa, em que um número significativo de amostras de tempo é necessário para obter soluções significativas.

Cambaerri *et al.* [13] desenvolveram um método para recuperar o sinal esparso juntamente com os coeficientes de calibração, utilizando um algoritmo de busca gulosa com limiar rígido iterativo baseado em gradiente descendente projetado. Os autores demonstraram que a solução exata (sinal esparso e coeficientes de calibração) pode ser obtida com apenas algumas medidas, sendo, portanto, necessário um conjunto de medidas que colete uma quantidade suficiente de informação.

Park, Jang e Lee [22] assumiram que os sinais utilizados para calibração em trabalhos anteriores na prática não apresentam fases perfeitamente controladas, o que pode resultar em uma falha na reconstrução do sinal. Dessa forma, os autores propuseram um algoritmo de calibração para o MWC, inserindo na entrada do dispositivo sinais tonais, nos quais as fases são desconhecidas, para estimar ao mesmo tempo a função de transferência do dispositivo e as fases desconhecidas dos sinais. Os resultados obtidos provenientes da reconstrução de sinais de testes, realizadas pelo algoritmo OMP, apresentam uma melhora pouco significativa com relação a recuperação do suporte. Além disso, o método não é validado utilizando um *hardware*.

Na Tabela 1 apresenta de forma resumida todo o levantamento do estado da arte realizado nesse trabalho, destacando os autores e as principais características das metodologias abordadas por eles.

Em conclusão a análise desses trabalhos, foi observado que a maioria utiliza a técnica

Tabela 1 – Tabela comparativa com principais características das metodologias abordadas no estado da arte.

Característica	Trabalho
Algoritmo de reconstrução	[19],[22],[24],[25],[26],[70],[71]
Sinais de treinamento	[13],[20],[21],[68]
Modelo de <i>hardware</i>	[14],[69]
Validação em <i>hardware</i>	Este trabalho

de calibração cega, que já é bastante consolidada, basicamente mudando os algoritmos de reconstrução baseados em otimização convexa com o intuito de obter resultados mais acurados. Além disso, em alguns casos é necessário o uso de sinais de treinamento. Portanto, cabe nesta tese fazer uma crítica em relação aos trabalhos que foram citados anteriormente, de modo que embase o desenvolvimento dos métodos que serão propostos. Nesse caso, a crítica é baseada em três pontos:

- Neste levantamento bibliográfico, a maioria dos trabalhos encontrados reportam resultados provenientes apenas de simulações, sem validação em *hardware*, o que pode mascarar efeitos produzidos pela implementação física;
- Conforme discutido no Capítulo 2, não existe um algoritmo de reconstrução que sempre alcance o melhor desempenho em termos de velocidade e exatidão. Portanto, o uso desses algoritmos para a calibração do AIC ou para avaliação desta pode não garantir o desempenho correto. Nesse caso, o uso de figuras de mérito que avaliem a calibração do ponto de vista da medida do AIC é mais apropriado; e
- Com exceção dos trabalhos de Yijiu *et al.* [14] e [69], as abordagens apresentadas praticamente não levam em consideração o modelo do *hardware*, o que é de fundamental importância para validação do processo de calibração, uma vez que é necessária a comparação com um valor de referência ideal. Ao contrário, essas abordagens atribuem toda a responsabilidade de reconstruir o sinal e obter os coeficientes de calibração ao algoritmo de reconstrução.

Isto posto, para superar a dependência de algoritmos que os métodos de calibração de AIC existentes possuem, propõe-se nesta tese novos métodos baseados nas medidas obtidas pelo AIC, de modo que os coeficientes de calibração sejam conhecidos antes do processo reconstrução do sinal, dessa forma retirando a influência do algoritmo de reconstrução na exatidão da resposta. No capítulo seguinte, serão apresentados os métodos de calibração desenvolvidos, sendo eles categorizados em: calibração em termos de amplitude e calibração em termos de fase.

4 Materiais e métodos

O método a ser apresentado utiliza os materiais do trabalho de tese de Reis [28], em que foram desenvolvidos tanto o modelo dinâmico como o *hardware* de uma arquitetura configurável do *Random Modulation Pre-Integrator* (RMPI) de 8 canais. O grande diferencial desta arquitetura é que ela pode ser configurada para abranger diversas classes de sinais esparsos, diferentemente das arquiteturas em que o AIC é concebido para apenas um tipo de sinal [12].

4.1 AIC configurável

Esta arquitetura é composta por uma parte digital e outra analógica. A parte digital é composta por um *Field Programmable Gate Array* (FPGA) no qual está descrito o *hardware* de um *Linear Feedback Shift Register* (LFSR) configurável por polinômio primitivo, que é responsável por gerar a matriz de medidas. Além disso, o FPGA é responsável por gerar os comandos de início da medida, bem como os de reiniciar os filtros e habilitar a medição realizada pelos ADC.

A parte analógica é composta por divisores resistivos com deslocamento que realizam o condicionamento dos sinais do FPGA, provenientes do LFSR configurável (que gera a PRBS). Como a placa de FPGA em questão tem limites de amplitudes de seus pinos de 0 V e 3,3 V, os divisores resistivos (com tolerâncias de $\pm 1\%$) atuam para que os sinais tenham sua excursão entre +1 V e -1 V, caracterizando a distribuição de Bernoulli na matriz de medidas gerada.

Além dos divisores resistivos, a parte analógica também é composta por multiplicadores de quatro quadrantes, que possuem erro total típico em fundo de escala de $\pm 1\%$, além de uma atenuação (divisão por 10 V); e por fim, filtros passa-baixas configuráveis de primeira ordem, composto por componentes com tolerâncias entre $\pm 1\%$ e $\pm 5\%$. As frequências de corte que podem ser configuradas são valores aproximados de: 5 Hz, 18 Hz, 28 Hz, 50 Hz, 189, 284 Hz e 507 Hz. E para compensar a atenuação no sinal do filtro imposta pelo multiplicador, um amplificador operacional não-inversor é utilizado para dar ganho ao sinal.

No projeto original deste AIC, é utilizada uma placa de aquisição de dados NI USB 6313 para realizar a digitalização das medidas. Todavia, neste trabalho a utilização desta placa de aquisição de dados não é necessária, visto que é preferível analisar apenas a influência das não-idealidades do AIC na medida do sinal. Para tanto, esta placa foi substituída por dois osciloscópios idênticos de 200 MHz para adquirir as formas de onda geradas em cada canal do conversor e conseqüentemente as medidas realizadas. Uma visão geral do aparato experimental deste conversor pode ser visualizada na Fig. 11.

Quanto ao modelo dinâmico, este foi desenvolvido em ambiente de simulação por meio das ferramentas MATLAB[®] e Simulink[®]. Neste ambiente, descrito em blocos na Fig. 12 é

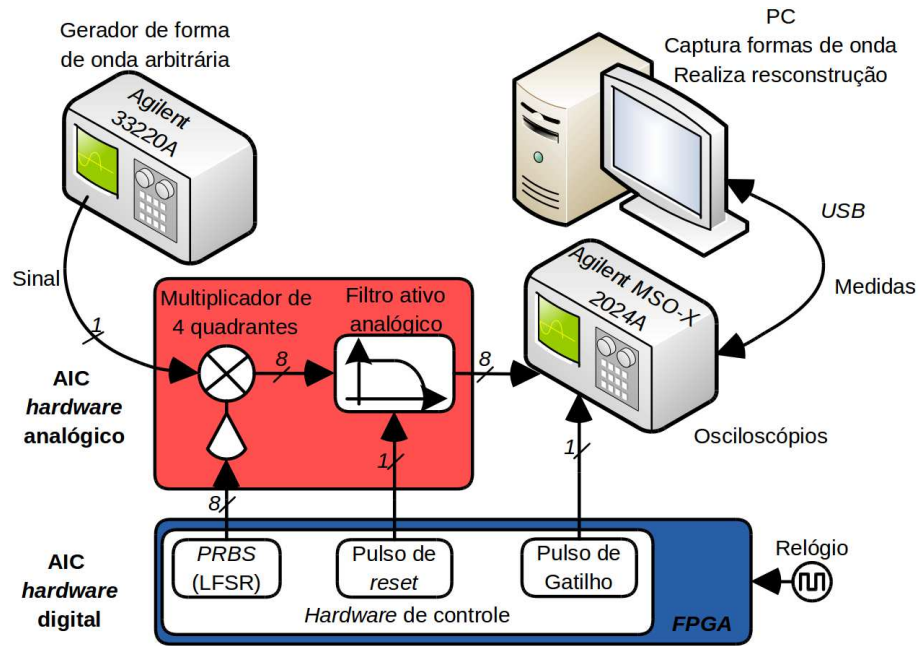


Figura 11 – Diagrama de blocos do conversor analógico-para-informação configurável baseado na arquitetura RMPI.

possível configurar todos os parâmetros do conversor, de modo que a simulação represente de maneira fiel o que foi configurado em *hardware*.

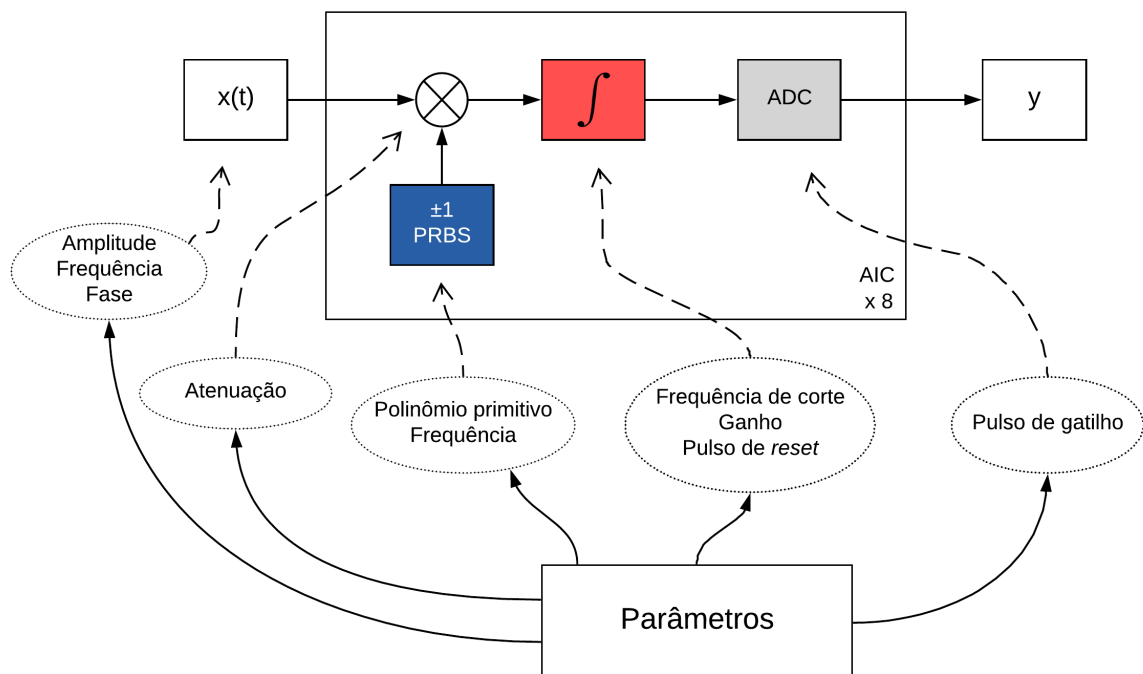


Figura 12 – Diagrama de blocos referente a simulação do conversor analógico-para-informação configurável baseado na arquitetura RMPI.

A utilização desses materiais foi de grande vantagem para o método apresentado, pois com eles é possível simular o *hardware* com as devidas configurações utilizadas na implementação

física, o que favorece o processo de calibração ao utilizar um modelo acurado como referência.

4.2 Métodos propostos

Os métodos de calibração propostos nesta tese para o modulador aleatório de pré-integração respaldam-se no modelo dinâmico da arquitetura, realizando a comparação entre as curvas de simulação e de medição na saída do filtro passa-baixas, resultante de um sinal de entrada previamente conhecido. Justifica-se a análise da forma de onda na saída do filtro, pois a partir dela é possível observar o comportamento dinâmico do AIC por completo, desde o circuito condicionador de sinal, passando pelo multiplicador e por fim o próprio filtro. Embora o ADC de baixa taxa de amostragem também faça parte do AIC, aqui despreza-se a sua contribuição na medida do sinal devido ao fato de que as não-idealidades impostas pelos outros componentes do AIC são consideradas mais significativas. Nesse caso, para substituição deles, utilizam-se osciloscópios.

Ao comparar as curvas obtidas por meio da medição em *hardware* com as obtidas por simulação, torna-se possível identificar e corrigir os erros de ganho e de deslocamento presentes em cada canal do AIC, como visto na Fig. 13, além de erros de atraso que são gerados devido a falta de sincronia entre o sinal de entrada e sinais internos do AIC, conforme destacado no comparativo das Figuras 14(a) e 14(b). Dessa maneira, é possível obter coeficientes de calibração⁶ que podem ser utilizados para compensar a medida, proporcionando uma reconstrução mais fidedigna do sinal.

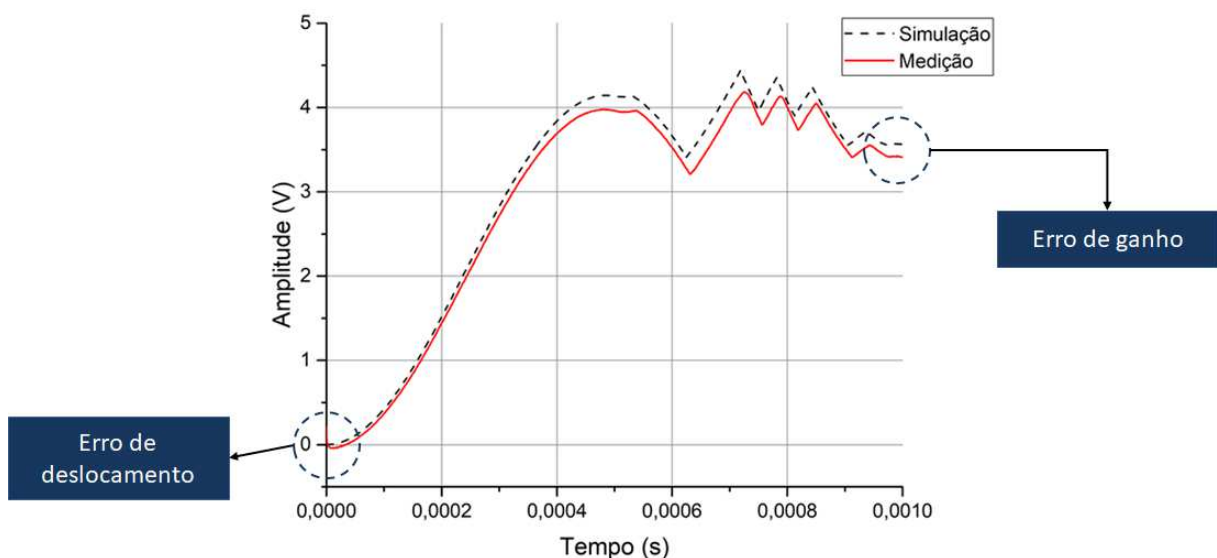


Figura 13 – Influência dos erros de ganho e de deslocamento na saída do filtro passa-baixas.

Por fim, para avaliar a qualidade da calibração realizada no AIC, uma comparação entre os erros quadráticos médios (do inglês, *Mean Squared Error* – MSE) de sinais de teste (que

⁶ Aqui denomina-se coeficientes de calibração erros de ganho, deslocamento e atraso, que podem ser utilizados para compensar a medida do sinal.

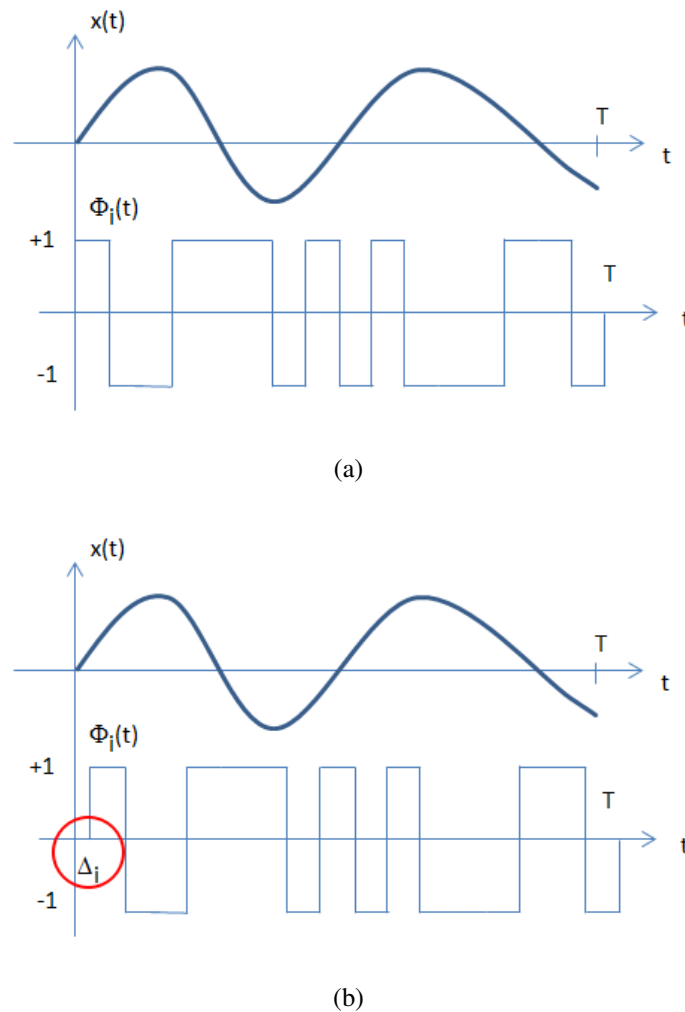


Figura 14 – Problema de sincronismo entre sinais do AIC: (a) sinal de entrada sincronizado com a função de medição; (b) função de medição defasada por Δ em relação ao sinal de entrada.

variam na esparsidade) reconstruídos a partir de medidas simuladas, medidas em *hardware* sem calibração e medidas em *hardware* pós-calibração é feita, utilizando os algoritmos de reconstrução CVX, que é baseado em otimização convexa e o CoSaMP, que baseado em métodos gulosos. Além disso, para avaliar o desempenho do AIC com base nos três tipos de medida a partir de uma figura de mérito, é utilizada a metodologia de teste proposta em [10, 72, 73] para computar a relação sinal-ruído e distorção (do inglês, *Signal-to-Noise and Distortion Ratio* – SINAD) baseada no método *Sine wave Fit* para ADC [74].

4.2.1 Figuras de mérito para avaliação de sinal reconstruído

Assim como os sistemas clássicos de aquisição de dados, a última etapa, e também de maior interesse, de um sistema baseado em Amostragem Compressiva é a reconstrução do sinal. Dada a natureza delicada e, dependendo da aplicação, complexa de um AIC e dos algoritmos de reconstrução, uma avaliação precisa do desempenho de um sistema de Amostragem Compressiva

requer atenção.

Uma intuição óbvia é que o desempenho deve estar relacionado com a magnitude do erro de reconstrução, ou seja, com a diferença entre o sinal original x e o estimado pelo algoritmo de reconstrução \hat{x} . Essa magnitude pode ser encontrada por meio do erro quadrático médio (do inglês, *Mean-Squared Error* – MSE)

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (x_j - \hat{x}_j)^2. \quad (4.1)$$

Dependendo do nível de ruído presente no sinal reconstruído, a Expressão 4.1 pode apresentar resultados questionáveis. Uma alternativa para superar esse problema é computar o MSE de forma relativa, ou seja, calculando a norma da diferença entre o sinal original e o sinal estimado, em relação ao sinal original, conforme

$$MSEr = \frac{\|x - \hat{x}\|_2}{\|x\|_2}, \quad (4.2)$$

em que $MSEr$ varia entre 0 e 1, sendo 0 o valor máximo de semelhança entre os dois vetores.

Uma outra maneira de avaliar a reconstrução do sinal é utilizando a Relação Sinal-Ruído de Reconstrução (do inglês, *Reconstruction Signal-to-Noise-Ratio* - RSNR), que é a razão entre a potência do sinal original e a potência do ruído da reconstrução [75, 76].

$$RSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{\|x\|_2}{\|\hat{x} - x\|_2} \right) \quad (4.3)$$

A RSNR atua como uma figura de mérito, possibilitando estimar a perda devido as não idealidades do *hardware* como também a própria influência do algoritmo de reconstrução. Nesse caso, quanto maior a RSNR, melhor a reconstrução do sinal.

4.2.2 Figura de mérito para avaliação da medida

A maioria dos trabalhos relacionados a AIC convergem para a concepção de novas arquiteturas, entretanto, assim como no caso da calibração, poucos trabalhos abordam o teste e a caracterização desses dispositivos [11]. Nos poucos trabalhos encontrados sobre essa abordagem, as figuras de mérito do AIC são calculadas a partir da reconstrução do sinal, que é realizada por meio de algoritmos [3, 77]. O principal problema com essa abordagem é que a reconstrução é uma operação muito complexa e, conseqüentemente, são muito sensíveis aos seus parâmetros de entrada. Desta forma, as figuras de mérito extraídas do AIC tornam-se dependentes do algoritmo de reconstrução escolhido e não apenas do próprio AIC [11].

Recentemente, Daponte et al. [10] propuseram um método de teste para AIC, adaptando o algoritmo *Sinwave fit* de três parâmetros para ADC, proposto na cláusula 5.2 do padrão

IEEE 1241. Para ADC, esse método de teste utiliza os mínimos quadrados para encontrar a melhor aproximação de uma entrada senoidal de frequência conhecida a partir de sua versão digitalizada. Assim, por meio dos resíduos (diferença entre a entrada e a senoide aproximada) e o valor eficaz (rms) da senoide estimada, é possível computar a relação Sinal-Ruído e Distorção (do inglês, *Signal-to-Noise and Distortion Ratio* – SINAD) [78]. No caso da adaptação em [10], a computação da SINAD é realizada levando em consideração a medida realizada pelo AIC. Para isso, o conceito de esparsidade é utilizado, em que o sinal de entrada x pode ser escrito conforme a Expressão 2.5.

Sendo $x(t)$ um sinal senoidal de frequência conhecida f_0 , os parâmetros de sua melhor aproximação podem ser encontrados resolvendo o problema dos mínimos quadrados, conforme a Expressão 4.4, em que a matriz Φ é conhecida e D_0 e s_0 podem ser escritos conforme as Expressões 4.5 e 4.6, respectivamente.

$$\hat{s}_0 = \arg \min \|y - \Phi D_0 s_0\|^2 \quad (4.4)$$

$$D_0 = \begin{bmatrix} \cos(2\pi f_0 t_1) & \text{sen}(2\pi f_0 t_1) & 1 \\ \cos(2\pi f_0 t_2) & \text{sen}(2\pi f_0 t_2) & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \cos(2\pi f_0 t_N) & \text{sen}(2\pi f_0 t_N) & 1 \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

$$s_0 = \begin{bmatrix} A_0 \\ B_0 \\ C_0 \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

Nesse caso, a solução da Expressão 4.4 pode ser calculada por meio da Expressão

$$s_0 = \left((\Phi D_0)^T (\Phi D_0) \right)^{-1} (\Phi D_0)^T y. \quad (4.7)$$

Uma vez que s_0 é calculado, a estimativa do sinal de entrada $x(t)$ pode ser calculada conforme a Expressão

$$\hat{x}(t) = A_0 \cos(2\pi f_0 t) + B_0 \text{sen}(2\pi f_0 t) + C_0. \quad (4.8)$$

Em posse do sinal estimado $\hat{x}(t)$, a SINAD é então calculada por meio da Expressão 4.9, em que A_{rms} e NAD são descritos pelas Expressões 4.10 e (4.11), respectivamente. Na Expressão 4.11, $\phi_{m,n}$ é o elemento de Φ da m -ésima linha e n -ésima coluna.

$$SINAD = 20 \log_{10} \left(\frac{A_{rms}}{NAD} \right) \quad (4.9)$$

$$A_{rms} = \frac{\sqrt{A_0^2 + B_0^2}}{\sqrt{2}} \quad (4.10)$$

$$NAD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{m=0}^{M-1} \left(y_m - \sum_{n=0}^{N-1} \phi_{m,n} \hat{x}(t_n) \right)^2} \quad (4.11)$$

Com o intuito de aumentar as possibilidades de aplicações desse método, a computação da SINAD para sinais multitons foi estendido em [73]. Sinais multitons podem ser escritos conforme a Expressão 4.12, em que cada $x_i(t)$ representa um tom, tendo i varia de 1 à n .

$$x(t) = x_0(t) + x_1(t) + \dots + x_n(t) \quad (4.12)$$

A partir dessa extensão do método, é possível reescrever a Expressão 4.12 conforme

$$\begin{aligned} \hat{x}(t) = & A_0 \cos(2\pi f_0 t) + B_0 \sin(2\pi f_0 t) + C_0 + \\ & + A_1 \cos(2\pi f_1 t) + B_1 \sin(2\pi f_1 t) + C_1 + \dots + \\ & + A_n \cos(2\pi f_n t) + B_n \sin(2\pi f_n t) + C_n. \end{aligned} \quad (4.13)$$

Portanto, a matriz D_0 agora pode ser reescrita adicionando novas colunas, compostas por $\cos(2\pi f_i t_j)$, $\sin(2\pi f_i t_j)$, em que i varia de 0 até n e j varia de 1 até N , conforme a Expressão 4.14.

$$D_0 = \begin{bmatrix} \cos(2\pi f_0 t_1) & \sin(2\pi f_0 t_1) & 1 & \cos(2\pi f_1 t_1) & \sin(2\pi f_1 t_1) & 1 & \dots & \cos(2\pi f_n t_1) & \sin(2\pi f_n t_1) & 1 \\ \cos(2\pi f_0 t_2) & \sin(2\pi f_0 t_2) & 1 & \cos(2\pi f_1 t_2) & \sin(2\pi f_1 t_2) & 1 & \dots & \cos(2\pi f_n t_2) & \sin(2\pi f_n t_2) & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \cos(2\pi f_0 t_N) & \sin(2\pi f_0 t_N) & 1 & \cos(2\pi f_1 t_N) & \sin(2\pi f_1 t_N) & 1 & \dots & \cos(2\pi f_n t_N) & \sin(2\pi f_n t_N) & 1 \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

Ao utilizar a Expressão 4.7 substituindo a nova matriz D_0 , encontra-se o novo vetor s_0 , composto por coeficientes A_i , B_i e C_i , que resolve o problema de minimização do Expressão 4.4:

$$s_0 = \begin{bmatrix} A_0 \\ B_0 \\ C_0 \\ A_1 \\ B_1 \\ C_1 \\ \vdots \\ A_n \\ B_n \\ C_n \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

Em posse dos coeficientes A_i , B_i e C_i de s_0 , calcula-se a estimativa do sinal multitonal resultante da soma de senos e cossenos, conforme a Expressão 4.13. Por conseguinte, a partir dessa estimativa, a SINAD agora passa a ser calculada por meio da Expressão 4.16:

$$SINAD = 20 \log_{10} \left(\frac{A(ms)_{rms}}{NAD} \right), \quad (4.16)$$

sendo a amplitude eficaz do sinal multitonal $A(ms)_{rms}$ calculada como a raiz quadrada da soma dos quadrados dos valores eficazes individuais, conforme a Expressão 4.17. Vale salientar que essa abordagem só é válida se as senoides forem harmônicas.

$$A(ms)_{rms} = \sqrt{\sum_{i=0}^n A_{i,rms}^2} \quad (4.17)$$

Neste trabalho, o uso da SINAD como métrica para as medidas do AIC será de bastante importância para a avaliação dos métodos de calibração propostos nas próximas seções, contribuindo para uma definição do método mais adequado para a calibração do AIC em estudo de caso.

4.2.3 Calibração em termos de amplitude

As medidas produzidas por uma AIC são influenciadas por não-idealidades de *hardware* e a reconstrução de sinal sem o conhecimento prévio dessas não-idealidades aumentará o erro na reconstrução. Logo, é necessário compensar tais efeitos com o auxílio de um processo de calibração prévio.

Algumas dessas não-idealidades de *hardware* resultam em erros de ganho e deslocamento, que podem causar incompatibilidade no comportamento ideal do AIC, como visto na Fig. 13. Para obtê-los, inicialmente, é necessário ter um padrão de comportamento ideal do AIC para realizar a comparação entre o ideal e o medido, portanto, toma-se como padrão a Expressão 3.1. Considerando que não há atrasos, mas atenuações ou ganhos nos diferentes canais, a medida realizada pelo AIC passa a ser

$$\hat{y}_m = \alpha_m \int_0^T x(t) \Phi_m(t) dt, \quad (4.18)$$

em que α_m é o erro de ganho que distorce a medida \hat{y}_m . Ao comparar a Expressão 3.1 com a 4.18 e adicionando o erro de deslocamento β_m , obtém-se

$$\hat{y}_m(t) = \alpha_m y_m(t) + \beta_m, \quad (4.19)$$

em que α_m e β_m são, respectivamente, os erros de ganho e de deslocamento associados ao canal m . Ainda mais, $y_m(t)$ e $\hat{y}_m(t)$ são as medidas obtidas por meio de simulação e *hardware*, respectivamente, e $t = 1, 2, \dots, T$, sendo T o instante em que a medida ocorre.

A partir da Expressão 4.19 obtém-se as expressões 4.20 e 4.21 para encontrar os valores de α_m e β_m , assumindo os valores previamente conhecidos de $y_m(t)$ e $\hat{y}_m(t)$:

$$\alpha_m = \frac{\hat{y}_m(t) - \beta_m}{y_m(t)}, \quad (4.20)$$

$$\beta_m = \hat{y}_m(t) - \alpha_m y_m(t). \quad (4.21)$$

O procedimento de calibração é realizado da seguinte forma: 2000 amostras, tanto de simulação quanto de medição em *hardware*, são adquiridas de cada um dos canais do AIC. Então, utilizando a Expressão 4.21, as formas de onda são comparadas, assumindo $\alpha_m = 1$ e $t = 0$ para encontrar β_m . O próximo passo é usar a Expressão 4.20, assumindo o valor de β_m encontrado e $t = T$, para obter α_m [79]. Finalmente, a medida em *hardware* \hat{y}_m pode ser compensada utilizando a Expressão 4.22, a partir dos coeficientes α_m e β_m encontrados:

$$y_c(T) = \alpha_m \hat{y}_m(T) + \beta_m, \quad (4.22)$$

em que y_c é a medida calibrada. Com isso, o processo de reconstrução do sinal passa agora a considerar a medida calibrada, sendo esta aplicável a qualquer algoritmo de reconstrução.

Embora toda a modelagem matemática realizada até aqui tenha sido feita considerando um integrador ideal por motivos de simplificação, na prática consideram-se as expressões matemáticas de um filtro passa-baixas. Essas expressões são mais detalhadas no Apêndice A.

Como exemplo, considere que o AIC descrito na Sessão 4.1 tenha realizado a medida de um sinal senoidal com amplitude de $2 V_{pp}$ e frequência de 1 kHz, dentro de uma janela de tempo $T = 1$ ms. Conforme apresentado na Fig. 15(a), é possível observar que a medida realizada apresenta erros de ganho e deslocamento, em comparação com a Fig. 15(b), que apresenta o comportamento ideal para as mesmas configurações. A reconstrução do sinal a partir da medida realizada pelo AIC acometido de erros de ganho e deslocamento é apresentada na Fig. 16. É possível observar que as reconstruções do sinal, realizadas pelos algoritmos CVX e CoSaMP, seguem a envoltória do sinal original, entretanto apresentam distorções e não convergem para uma resposta semelhante. Em números, as reconstruções obtiveram $MSE_{CVX} = 0,0294$, $MSE_{CoSaMP} = 0,0158$ e $SINAD = 4,61$ dB.

Para resolver esse problema, propõe-se utilizar um sinal de entrada esparsos em um domínio conhecido (com amplitude e frequência também conhecidas) e uma matriz de medidas conhecida, de modo que os sinais obtidos possam ser comparados com o modelo, e então obter os coeficientes de calibração por meio das Expressões 4.20, 4.21 e 4.22.

Outra solução que se propõe é tomar como entrada no AIC um degrau $x(t) = 1$ e ajustam-se todas as funções de medição $\Phi_m(t) = 1$. Dessa forma, obtém-se uma curva ideal, como sendo uma rampa com valor final igual a T , que pode ser descrita de acordo com a Expressão 4.19, para

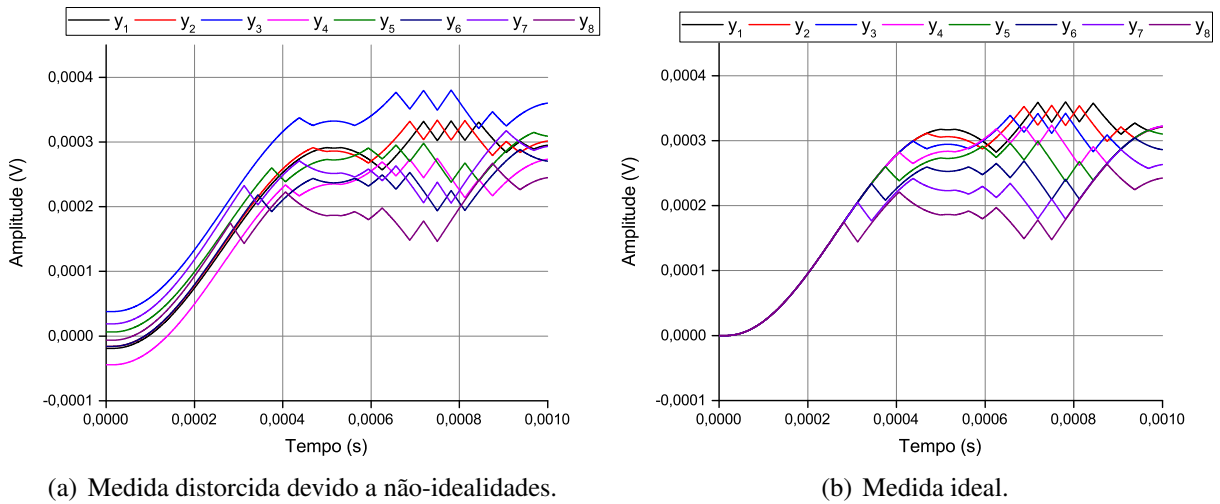


Figura 15 – Formas de onda da medida.

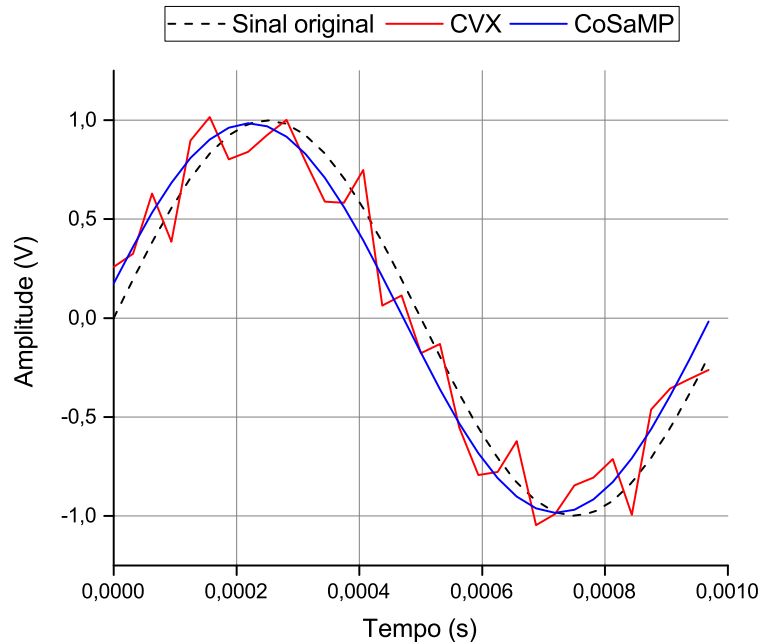


Figura 16 – Reconstruções a partir de uma medida não calibrada, obtidas pelos algoritmos CVX e CoSaMP, em comparação com o sinal original.

$\alpha_m = 1$ e $\beta_m = 0$, conforme apresentada na Fig. 17(b). Já na Fig. 17(a) é apresentada medida realizada utilizando a entrada degrau, acometida pelos erros de ganho e deslocamento.

Ao utilizar as Expressões 4.20 e 4.19 encontram-se os valores de α e β para todos os canais do AIC e, finalmente, utilizando a Expressão 4.22 forma-se a medida calibrada a partir dos coeficientes encontrados. Agora, ao compensar a medida para o sinal original, é possível observar que há uma melhora significativa na reconstrução do sinal por ambos algoritmos, conforme apresentado na Fig. 18. Em números, as reconstruções obtiveram $MSE_{CVX} = 1,88 \times 10^{-5}$, $MSE_{CoSaMP} = 24,158 \times 10^{-5}$ e $SINAD = 45,12$ dB.

No caso da calibração em termos de amplitude, dois sinais de teste podem ser analisados: primeiro, pode-se usar uma entrada senoidal de frequência e amplitude conhecidas, mas com

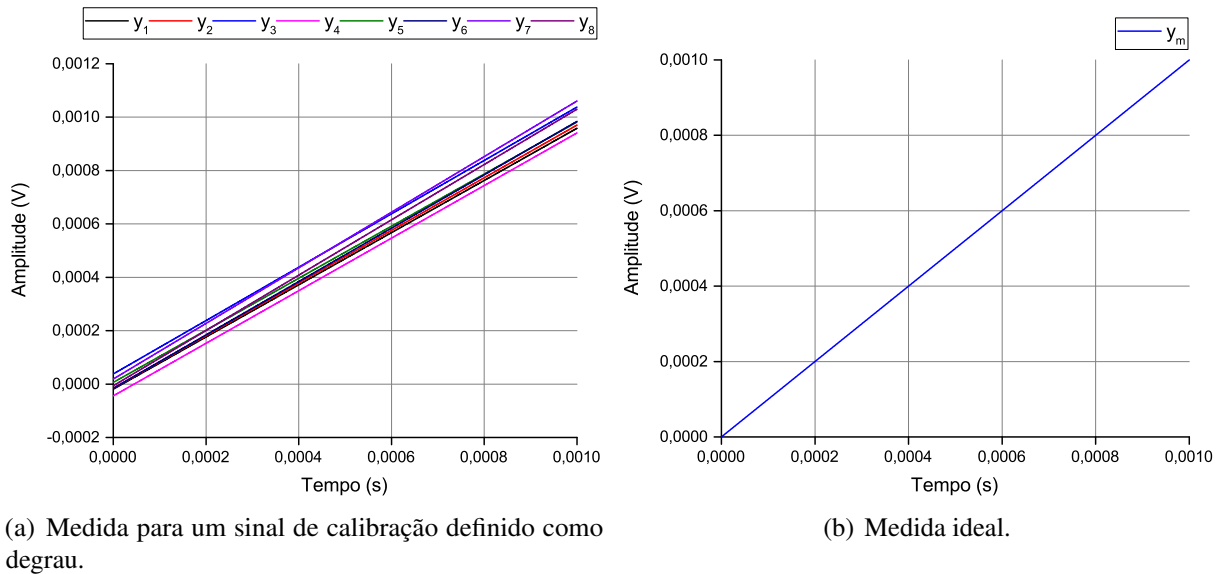


Figura 17 – Formas de onda da medida para uma resposta ao degrau.

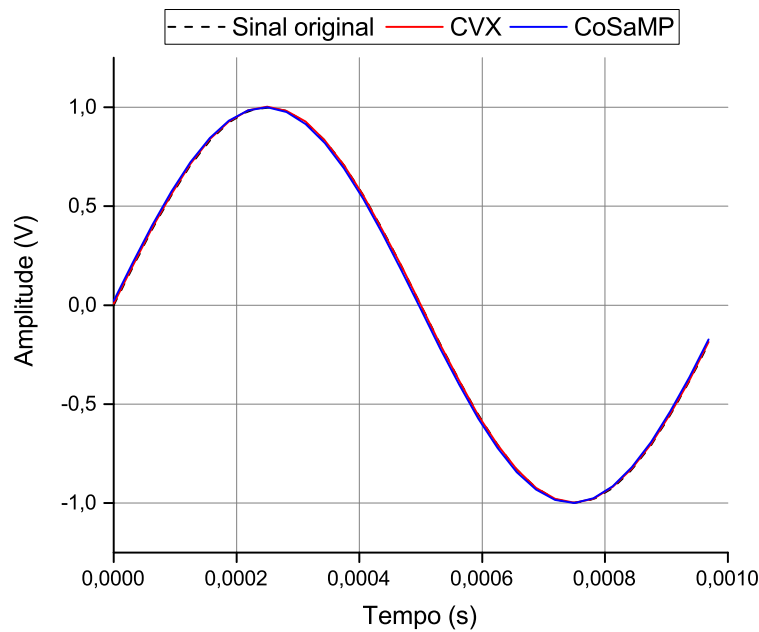


Figura 18 – Reconstruções a partir de uma medida calibrada, obtidas pelos algoritmos CVX e CoSaMP, em comparação com o sinal original.

uma matriz de medidas previamente configurada; segundo, pode-se usar uma entrada degrau, sendo as linhas da matriz de medidas uma cópia dessa entrada. Por questões de nomenclatura e melhor entendimento, esses métodos de calibração serão denominados como *Calibração 1*, no qual são utilizados um sinal de entrada esparso em um domínio conhecido e uma matriz de medidas conhecida, e *Calibração 2*, no qual utiliza-se um degrau na entrada do AIC e todas as funções de medição são iguais e constantes em 1. No Capítulo 5, ambos os métodos serão analisados, variando a amplitude do sinal de entrada com o intuito de avaliar a influência dos coeficientes de calibração.

4.2.4 Calibração em termos de fase

Como qualquer sistema que emprega tecnologias de sinais mistos, os AIC são suscetíveis a imperfeições que podem levar a problemas de incompatibilidade com o seu modelo ideal [60]. Em teoria, é assumido que os AIC são compostos de componentes ideais e que não existem atrasos entre eles. No entanto, quando o AIC é implementado na prática, essa suposição não é válida e acaba causando problemas de incompatibilidade de modelo, levando a uma falha na reconstrução do sinal adquirido pelo dispositivo. Um exemplo desse problema é a assincronização entre componentes analógicos e digitais, que acaba implicando na redução do desempenho do AIC em termos de qualidade das medidas. Na prática, isso pode promover uma diferença entre a chegada do sinal de entrada e a função de medição na entrada do multiplicador [17]. Tal imperfeição pode ser modelada como um atraso entre esses sinais, de modo que a integração da Expressão 3.1 não produzirá o valor correto.

Quando ocorre um atraso entre a função de medição do Φ_m e o sinal de entrada $x(t)$, a medição é dada por

$$y_m = \int_0^T x(t)\Phi_m(t - \Delta_m)dt, \quad (4.23)$$

em que Δ_m é o atraso inerente ao canal de medição, que acaba distorcendo a medida e, consequentemente, a reconstrução do sinal original. Esse comportamento pode ser visualizado na Fig. 14(b).

Para exemplificar a influência de Δ_m na medida, considere a medida realizada por simulação de um sinal senoidal com frequência de 1 kHz e amplitude de $1 V_{pp}$, variando o atraso inerente ao canal de 0 até 50% do período T_{PRBS} da sequência binária pseudo aleatória (PRBS), utilizada como função de medição. Um atraso de canal Δ_m igual a zero implica em uma sincronização perfeita entre o sinal de entrada e a função de medição, de modo que a SINAD apresente valor máximo. À medida em que Δ_m aumenta, a assincronização entre os sinais também aumenta e a SINAD diminui exponencialmente, conforme visto na Fig. 19. Dessa forma, é possível visualizar o quanto a diferença de sincronismo entre o sinal de entrada e a função de medição influencia na medida. Para evitar que a medida distorcida acabe levando a reconstrução inadequada do sinal original, o valor de Δ_m deve ser estimado no intuito de realizar compensações na medida.

Para estimar o atraso do canal Δ_m , o método aqui proposto baseia-se em uma medição indireta, a partir da utilização de um sinal conhecido e controlável. Em outras palavras, é analisada a correlação entre um sinal de entrada conhecido e de fase controlada $x(t - \tau)$ e o sinal da função medição em cada canal $\Phi_m(t)$. Nesse caso, para obter um valor de correlação esperado, o sinal de entrada $x(t - \tau)$ passa a ser uma cópia da função de medição $\Phi_m(t)$ com fase controlada τ , ou seja, $\Phi_m(t - \tau)$. Dessa forma, a medida do m -ésimo canal, que é o valor correlacionado dos dois sinais, é dada por

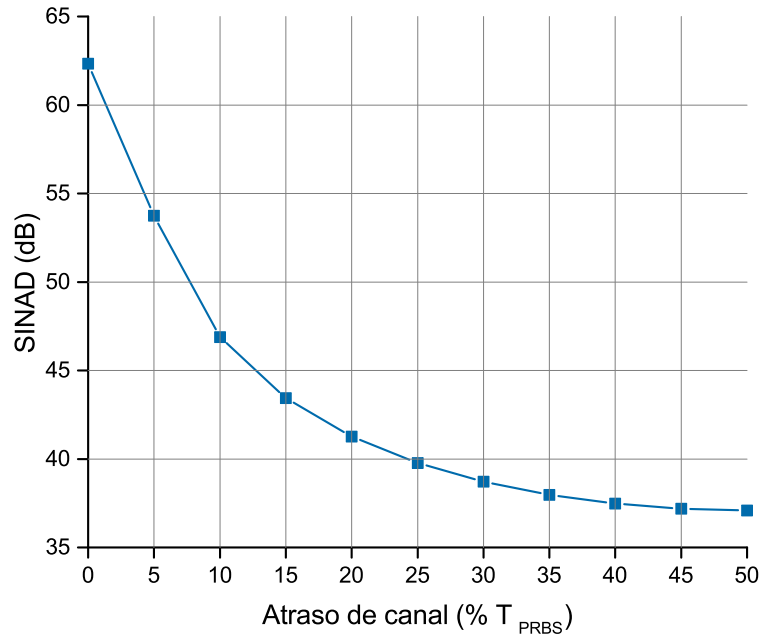


Figura 19 – Variação da SINAD em função do atraso de canal.

$$\hat{y}_m = \int_0^T \Phi_m(t - \tau_m) \Phi_m(t - \Delta_m) dt. \quad (4.24)$$

Analisando a Expressão 4.24, pode-se notar que ao variar o parâmetro τ_m , que é a fase aplicada ao sinal de entrada, \hat{y}_m terá o valor máximo quando τ_m for igual a Δ_m . Nesse caso, o valor esperado da medida y_m será numericamente igual a T , quando ambos os sinais apresentam o maior nível de correlação entre si (considerando que todas as medições têm valor inicial igual a zero).

Como exemplo, considere novamente que o AIC descrito na Sessão 4.1 tenha realizado uma medição de um sinal $x(t)$, sendo este um pulso de duração $T = 1$ ms e ciclo de trabalho igual a 50%, com todas as funções de medição $\Phi_m(t)$ sendo iguais a este sinal. Além disso, considere que todos os canais do AIC apresentam um mesmo atraso Δ_m desconhecido. Para encontrar os atrasos de cada canal, realiza-se uma variação na fase τ_m do sinal de entrada de 0 s até 50% do valor de T_{PRBS} e observa-se os valores de y_m . Na Fig. 20 são apresentados os valores da medida de cada canal em função do atraso controlado τ_m , assim como o valor ideal para uma sincronização perfeita entre os sinais.

Pode-se observar que o valor máximo da medição ocorre quando o atraso controlado τ_m é o mais próximo possível de Δ_m , ou seja, o atraso do canal é estimado de acordo com o primeiro pico da curva. Entretanto, para obter uma melhor exatidão, é necessário aumentar o passo de variação de τ_m , de modo que, quando τ_m for igual a Δ_m , a medida y_m seja numericamente igual a T .

Dessa forma, este método pode ser aplicado para obter uma estimativa do atraso em cada canal do AIC, e os valores obtidos podem ser utilizados para compensar as medidas durante a

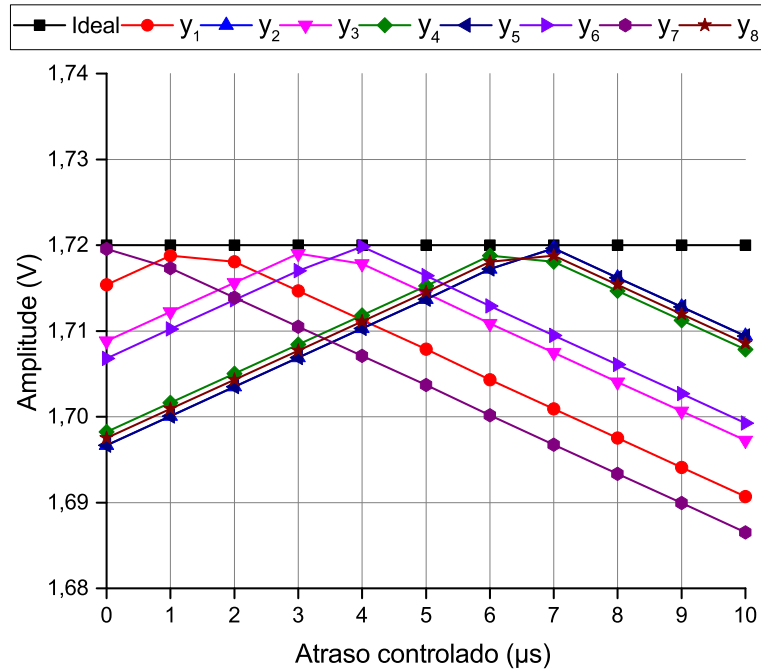


Figura 20 – Correlação entre o sinal de entrada e a função de medição, quando o atraso controlado é o mais próximo possível do atraso inerente ao canal.

etapa de reconstrução do sinal. Por outro lado, vale ressaltar que embora todo o procedimento seja matematicamente simples, é necessário controlar a fase do sinal de entrada e, dependendo do número de canais do AIC e da exatidão desejada, pode demandar bastante tempo.

Assim como o método anterior, o método de calibração em termos de fase também será analisado no Capítulo 5, levando em consideração um exemplo prático para validar sua utilização.

5 Resultados

Com o objetivo de avaliar a eficiência dos métodos propostos nesta tese para solução do problema de calibração em AIC, foram realizados experimentos por meio de simulações e medições no *hardware* apresentado no Capítulo 4. Nas próximas sessões serão abordados os dois modos de calibração em termos de amplitude Calibração 1 (no qual são utilizados um sinal de entrada esparso em um domínio conhecido e uma matriz de medidas conhecida) e Calibração 2 (no qual utiliza-se um degrau na entrada do AIC e todas as funções de medição são iguais e constantes em 1), tendo como resultados obtidos valores de SINAD, MSE_r e RSNR das reconstruções de sinais de exemplo. Por fim, será apresentada a prova de conceito do método de calibração em termos de fase.

5.1 Calibração em termos de amplitude

Para procedimento do método de calibração em termos de amplitude, com base nos modos Calibração 1 e Calibração 2, foram considerados os parâmetros para configuração da simulação e do *hardware* apresentados na Tabela 2.

No modo Calibração 1, a amplitude do sinal de entrada foi o único parâmetro a ser variado em incrementos de $1 V_{pp}$, respeitando as características do AIC⁷. Já no modo Calibração 2, o polinômio para geração da PRBS foi definido de modo que todas as linhas da matriz de medidas Φ tenham valor constante igual a um.

Tabela 2 – Parâmetros configurados para experimentos de simulação e medição.

Parâmetro	Valor	
	Calibração 1	Calibração 2
Sinal de entrada	Senoide	Degrau
Amplitude	$1 \sim 14 V_{pp}$	$1 V_{cc}$
Frequência	1 kHz	–
Polinômio (PRBS)	$x^5 + x^3 + x^2 + x + 1$	$x^5 + x^4 + x^3 + x^2 + x + 1$
Dimensão da matriz Φ ($M \times N$)	8×32	8×32
Frequência de corte	≈ 50 Hz	≈ 50 Hz

Logo, com os parâmetros devidamente configurados, foram obtidas as curvas modelo a partir da simulação, para comparação com as curvas obtidas por meio de medição em *hardware*. Em posse dessas curvas, as Expressões 4.19, 4.20 e 4.21 são utilizadas para obter os coeficientes

⁷ É estabelecido um limite de amplitude do sinal de entrada devido aos limites de saturação do conversor que, caso sejam ultrapassados, comprometem a medida do sinal.

de calibração α_m e β_m (erro de ganho e erro de deslocamento, respectivamente) em cada canal do AIC para cada valor de amplitude do sinal de entrada, utilizando o modo Calibração 1. Para uma visão mais abrangente, os coeficientes de calibração (erros de ganho e de deslocamento) de cada canal do AIC em relação a variação de amplitude do sinal de entrada são apresentados nas Fig. 21 e Fig. 22 respectivamente.

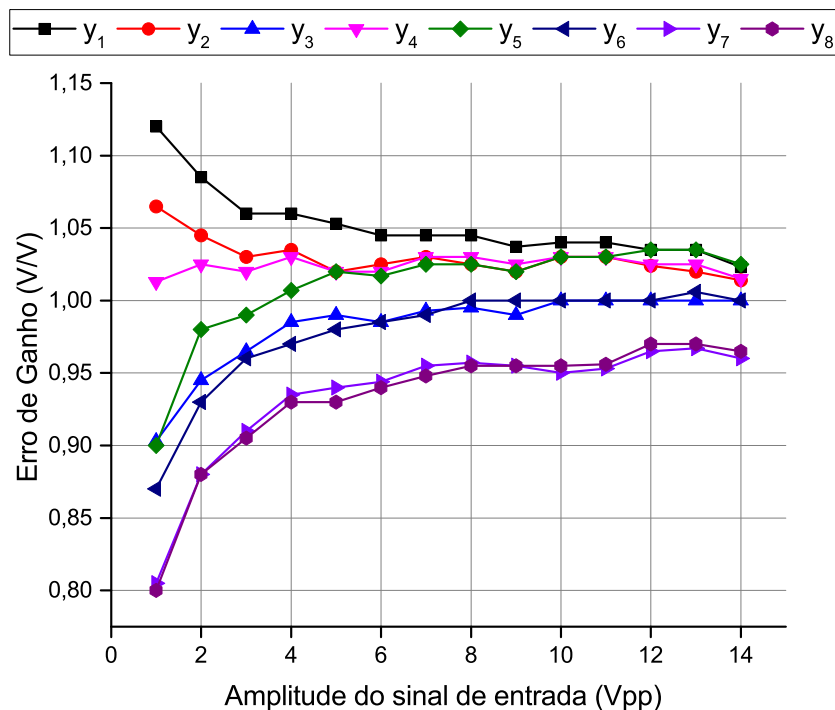


Figura 21 – Erro de ganho em cada canal do AIC em função da amplitude do sinal de entrada.

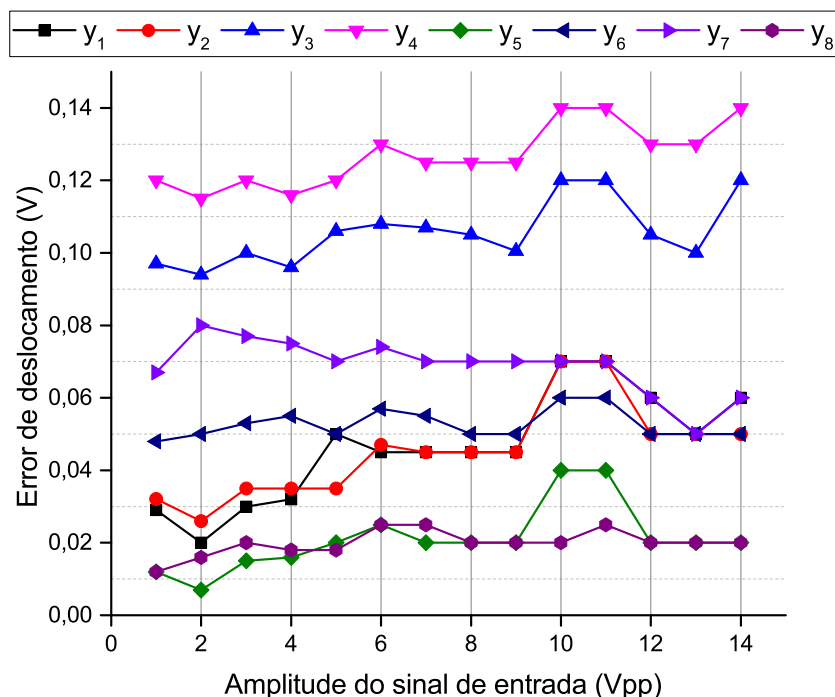


Figura 22 – Erro de deslocamento em cada canal do AIC em função da amplitude do sinal de entrada.

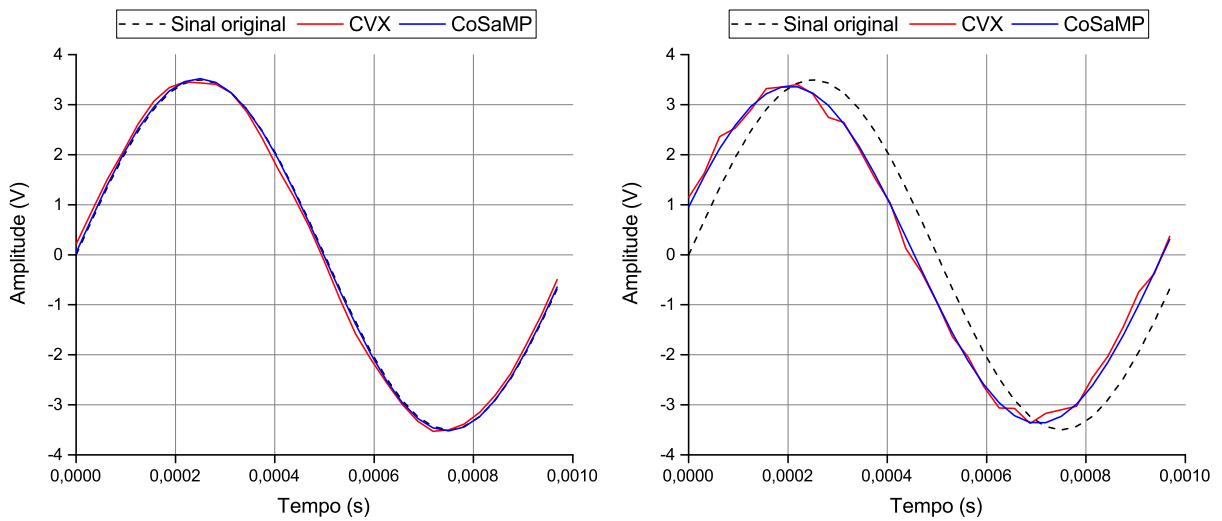
A partir da Fig. 21, é possível observar que, com o aumento da amplitude do sinal de entrada, a tendência do erro de ganho é estabelecer-se em $1 V/V$, caso este ideal, em que a influência dos erros de ganho é nula. Já na Fig. 22, observa-se que, em relação ao aumento da amplitude do sinal de entrada, não há uma tendência aparente como no dos erros de ganho. Além disso, esses erros não apresentam um comportamento constante devido ao fato de o AIC utilizado neste trabalho não permanecer em ambiente controlado (ou seja, local de medição não é adequado às condições específicas de ambiente e alimentação dos equipamentos), e também pelo fato de ser uma implementação com componentes de prateleira, o que leva a uma maior influência de variáveis externas. Além disso, sabe-se que os filtros passa-baixas não apresentam fase linear, o que reflete na reconstrução do sinal. Possivelmente, em uma implementação em *chip*, esses erros podem ter um comportamento mais constante e, conseqüentemente, a influência deles seriam atenuadas.

Diferentemente do modo Calibração 1, com o modo Calibração 2 não se faz necessária a excursão em amplitude do sinal de entrada (sendo esta necessária apenas para avaliação do método), uma vez que é obtida a resposta ao impulso do AIC. Como o AIC que é abordado nessa tese possui filtros passa-baixas, obtém-se a resposta ao impulso quando o sinal de entrada é um degrau. Portanto, ao invés de extrair os coeficientes de calibração a partir de cada curva referente a amplitude do sinal de entrada, extrai-se estes apenas da curva de resposta ao impulso. Os coeficientes obtidos a partir do modo Calibração 2 são apresentados na Tabela 3.

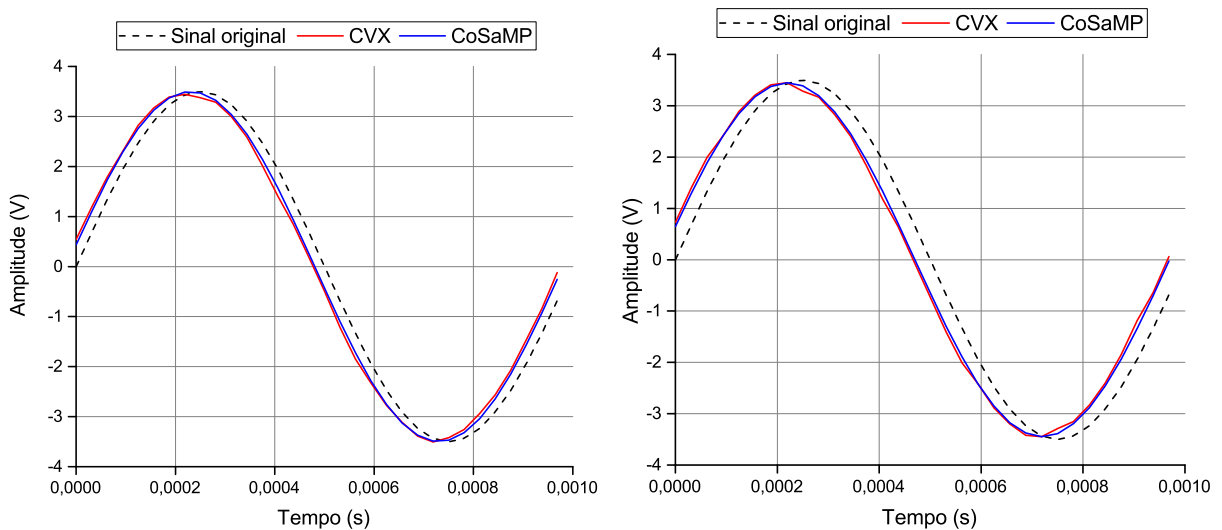
Tabela 3 – Erros de ganho e de deslocamento obtidos utilizando o modo de Calibração 2.

Canal	Erro de ganho (V/V)	Erro de deslocamento (V)
1	1,034	0,0125
2	1,015	0,0278
3	0,974	0,0832
4	1,01	0,011
5	1,022	0,0002
6	0,998	0,0342
7	0,955	0,0812
8	0,965	0,0034

Com os coeficientes de calibração apresentados anteriormente, utiliza-se a Expressão 4.22 para obter uma nova medida agora compensada e, então, utilizá-las no processo de reconstrução do sinal. Os resultados obtidos a partir das medidas calibradas são comparados com as medidas obtidas por simulação e medição em *hardware*. Pode ser visualizada na Fig. 23(a) a reconstrução de um sinal senoidal, com frequência 1 kHz e amplitude de $7 V_{pp}$, a partir de uma medida obtida pelo modelo ideal do *hardware*. Já na Fig. 23(b) é apresentada a reconstrução do mesmo sinal a partir de medidas obtidas em *hardware*. Por fim, nas Figuras 23(c) e 23(d) são apresentados os resultados das reconstruções obtidas por meio dos modos Calibração 1 e Calibração 2



(a) Reconstrução do sinal a partir das medidas simuladas. (b) Reconstrução do sinal a partir das medidas em *hardware*.



(c) Reconstrução do sinal a partir de medidas calibradas, utilizando o modo Calibração 1. (d) Reconstrução do sinal a partir de medidas calibradas, utilizando o modo Calibração 2.

Figura 23 – Comparativo da reconstrução de um sinal senoidal com frequência de 1 kHz e amplitude de $7 V_{pp}$ a partir de medidas calibradas e não-calibradas.

respectivamente. Vale observar que, embora haja um melhoramento na reconstrução do sinal com as medidas calibradas, ainda há uma defasagem imposta pela natureza não linear do filtro passa-baixas do AIC.

Para avaliar a reconstrução do sinal e também justificar a hipótese de que algoritmos de reconstrução influenciam nas metodologias de calibração tradicionais, o erro quadrático médio relativo (MSEr) e a Relação Sinal-Ruído de Reconstrução (RSNR) resultante da reconstrução realizada por dois algoritmos de reconstrução diferentes (CVX [37] e CoSaMP [43]) são comparados, considerando as medidas obtidas em *hardware* e medidas calibradas, em relação a amplitude de um sinal senoidal com frequência de 1 kHz. Para tanto, em todos os casos foram computados por meio de simulação os valores de MSEr e RSNR do cenário ideal, com o intuito

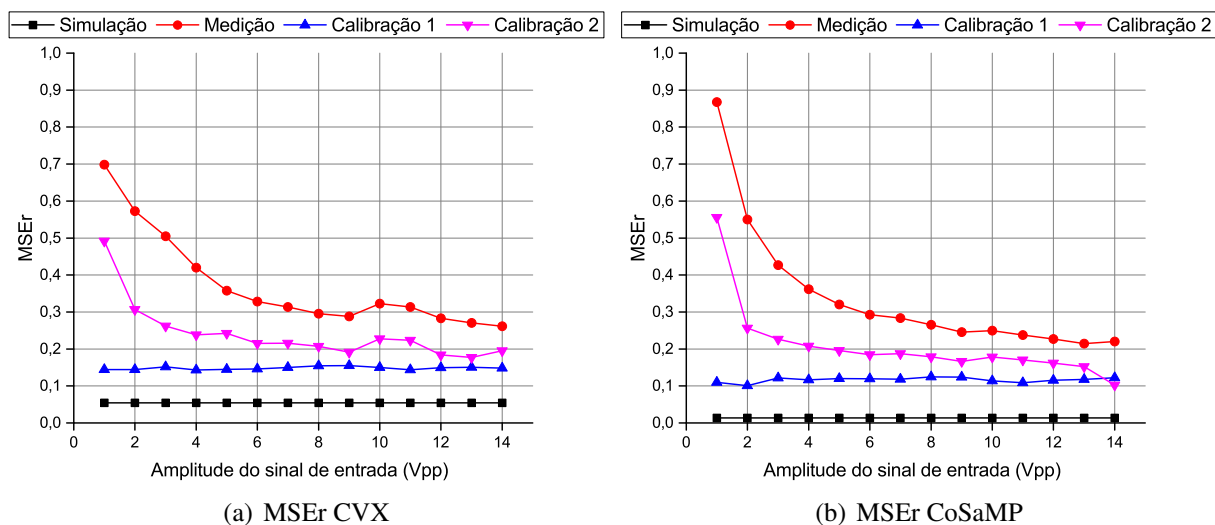


Figura 24 – Valores computados de MSEr referente as reconstruções.

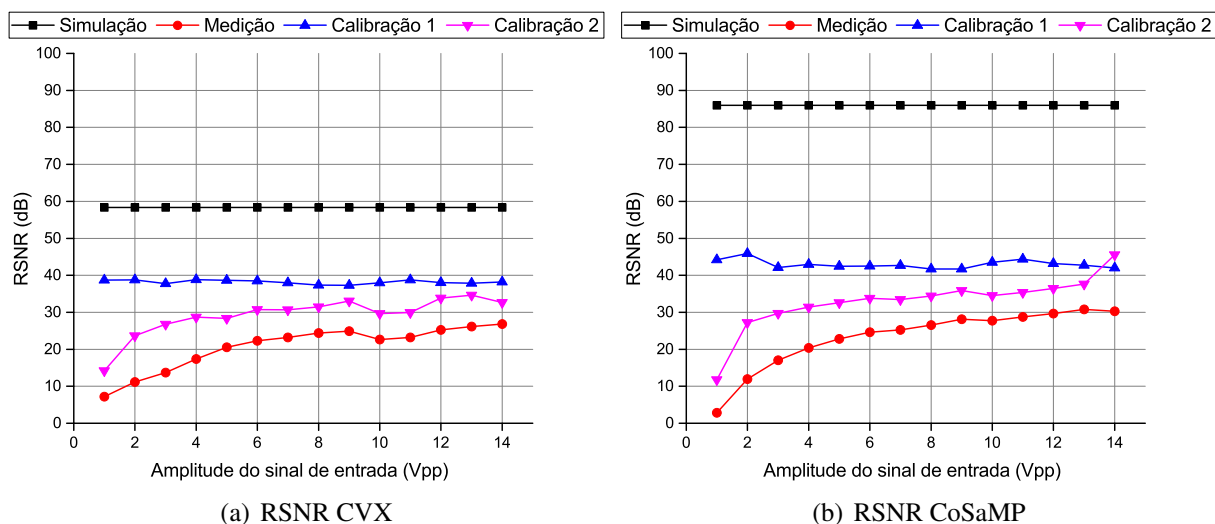


Figura 25 – Valores computados de RSNR referente as reconstruções.

de usá-los como valores de referência. O comparativo com relação ao MSEr é apresentado nas Figuras 24(a) e 24(b). Já o comparativo com relação a RSNR é apresentado nas Figuras 25(a) e 25(b).

A partir das Figuras 24(a) e 24(b), nota-se que, mesmo no cenário ideal (simulação), os algoritmos retornam respostas diferentes para o mesmo problema. Com relação ao CVX (Fig. 24(a)), que é um método de otimização convexa, este apresentou resultados satisfatórios em relação ao MSEr, porém não tão melhores que o CoSaMP. De um modo geral, ambos algoritmos revelam que o modo Calibração 1 é o mais apropriado para esse tipo de sinal. Da mesma forma, considerando as Figuras 25(a) e 25(b), observa-se que no cenário ideal o CoSaMP, que pertence a classe de algoritmos gulosos, apresenta valores de RSNR mais altos do que o CVX, ou seja, a reconstrução realizada pelo CoSaMP é melhor do que a realizada pelo CVX. Entretanto nota-se que a melhoria manifestada pelo modo Calibração 1 por meio do CoSaMP é muito

pouco significativa comparada com o CVX em termos de RSNR. Dessa forma, pode-se notar que se algoritmos de reconstrução forem utilizados como instrumento de calibração para AIC, os resultados podem variar de acordo com a natureza do algoritmo, o que não garante respostas precisas.

Considerando a SINAD como figura de mérito para avaliar o desempenho das medidas realizadas pelo AIC, conforme descrito no Capítulo 4, na Fig 26 são apresentados os valores de SINAD computados para as medidas obtidas por meio de simulação e medição, como também as medidas calibradas, em função da amplitude do sinal de entrada.

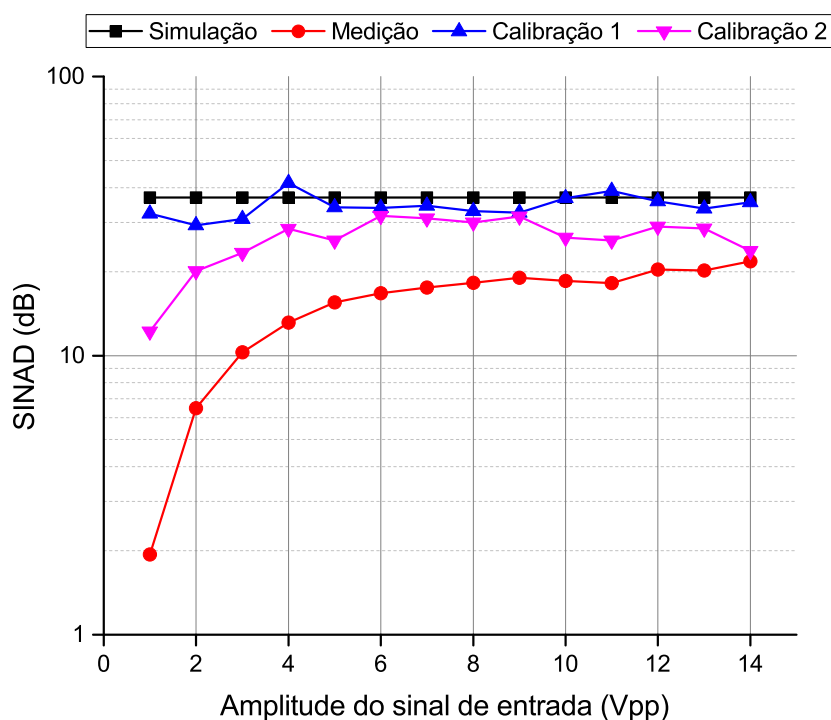


Figura 26 – Relação sinal-ruído e distorção para medidas simuladas, medidas em hardware e medidas calibradas, em relação a amplitude do sinal de entrada.

Ao analisar a Fig 26 nota-se que os valores de SINAD computados a partir de medidas obtidas pelo *hardware* são diretamente proporcionais a amplitude do sinal de entrada, tendo uma diferença mínima de 15,068 dB em relação ao valor de SINAD para medidas simuladas, que é o caso em que o valor de amplitude do sinal de entrada é máximo. Vale ainda acrescentar que, sobretudo quando a amplitude do sinal de entrada é baixa, os valores de SINAD não se comportam de maneira linear devido aos erros de ganho e de deslocamento, como também outras não-idealidades de natureza aleatória do sistema que dificilmente são corrigidas, como por exemplo, ruído térmico e influência da placa de circuito impresso da parte analógica do AIC. Em contrapartida, com os modos de calibração propostos nesta tese, os valores de SINAD ficam mais próximos do cenário ideal (simulação).

No modo Calibração 1, em que os coeficientes de calibração são computados para cada faixa de amplitude do sinal de entrada, os valores de SINAD ficam em torno do valor ideal (valores de simulação), que é de 36,84 dB. Para o pior caso, ou seja, na menor amplitude do sinal

de entrada, houve uma melhoria de 82,20% com relação a simulação. Já para o melhor caso, ou seja, na maior amplitude do sinal de entrada, a melhoria foi de 37,1%. No modo Calibração 2, os valores de SINAD apresentam um comportamento semelhante aos valores referentes as medidas em *hardware* nas baixas amplitudes, entretanto há uma melhoria progressiva com o aumento da amplitude do sinal de entrada. Nesse modo, para o pior caso, a melhoria foi de 27,86% e, para melhor caso, 5,32%, ambos também em relação aos valores de simulação.

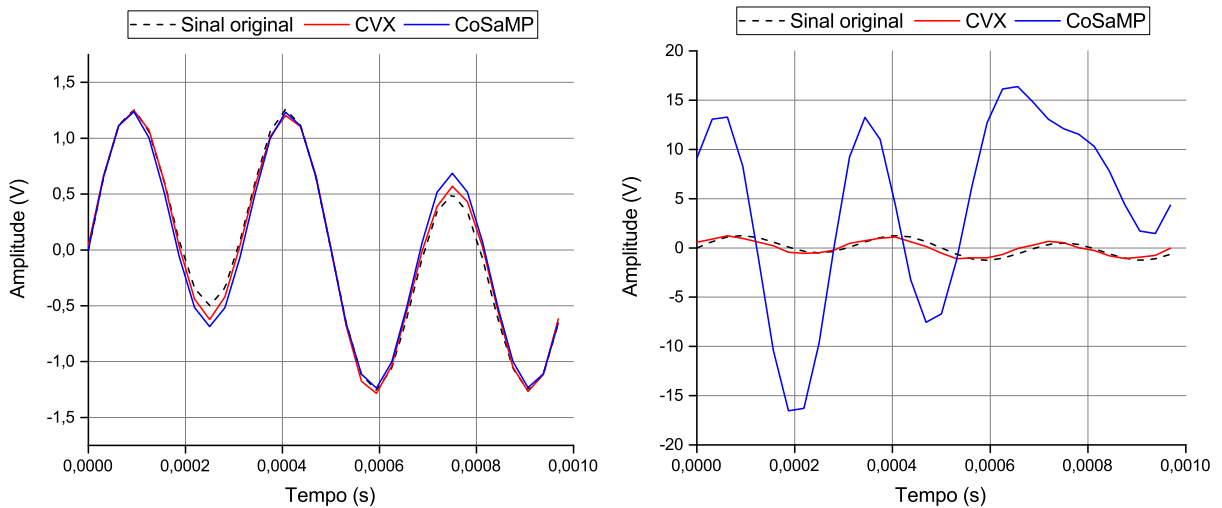
Em se tratando de um sinal com única frequência, conforme o exemplo anterior, o modo Calibração 1 apresenta melhores resultados tanto em relação a SINAD como em relação ao MSEr e a RSNR. Entretanto, a utilização desse modo só é viável quando a aplicação do AIC restringe-se a medir um sinal com amplitude praticamente invariante no tempo, devido ao fato de que os coeficientes de calibração podem variar de acordo com a amplitude deste sinal. Por outro lado, no modo Calibração 2 os coeficientes de calibração são adquiridos independentemente da variação da amplitude do sinal de entrada. Porém, embora este modo apresente resultados ligeiramente inferiores ao modo Calibração 1, os resultados em termos de SINAD, MSEr e RSNR também mostram uma melhoria significativa com relação as medidas obtidas em *hardware*, principalmente nas baixas amplitudes.

Para sinais multitons, como o caso da Fig. 27(a), a utilização do modo Calibração 1 também é inviável, pois são inúmeras as combinações de amplitudes e frequências que podem formar um sinal multitom. Portanto, o uso do modo Calibração 2 é mais apropriado para esse tipo de sinal.

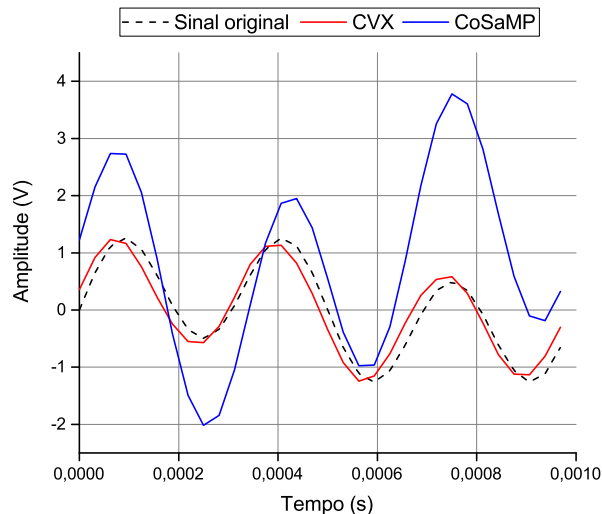
Como resultado da utilização do modo Calibração 2 para sinais multitons, foi realizada por meio do AIC descrito no Capítulo 4 a medida do sinal de dois tons $x(t) = 0,5 \text{ sen}(2\pi f_1 t) + 1 \text{ sen}(2\pi f_2 t)$, sendo $f_1 = 1$ kHz e $f_2 = 3$ kHz. Assim como no caso anterior, em que o sinal medido continha apenas uma frequência, os coeficientes apresentados na Tabela 3 foram utilizados para compensar as medidas desse sinal por meio da Expressão 4.22. As Figuras 27(a), 27(b) e 27(c) apresentam, respectivamente, as reconstruções do sinal a partir da medida simulada (cenário ideal), da medida obtida em *hardware* e da medida calibrada.

Da mesma forma, os coeficientes apresentados na Tabela 3 foram utilizados para compensar a medida do sinal de três tons $x(t) = 1 \text{ sen}(2\pi f_1 t) + 0,75 \text{ sen}(2\pi f_2 t) + 0,375 \text{ sen}(2\pi f_3 t)$, sendo $f_1 = 1$ kHz, $f_2 = 6$ kHz e $f_3 = 8$ kHz, por meio da Expressão 4.22, realizada pelo AIC. As Figuras 28(a), 28(b) e 28(c) apresentam, respectivamente, as reconstruções do sinal a partir da medida simulada (cenário ideal), da medida obtida em *hardware* e da medida calibrada.

Ao analisar as reconstruções de ambos sinais multitons por meio das Figuras 27(a), 27(b), 27(c), 28(a), 28(b) e 28(c) percebe-se novamente que os algoritmos retornam respostas diferentes para o mesmo problema, mesmo nos casos ideais de simulação, como na Fig. 28(a). Nesse sentido, observa-se que as repostas do algoritmo CoSaMP divergem completamente em praticamente todos os casos, sobretudo nas reconstruções do sinal de três tons. Por outro lado, o algoritmo CVX apresenta respostas consistentes em todos os cenários de experimento (simulação, medição e calibração), sendo que mesmo havendo a deformação do sinal reconstruído a tendência



(a) Reconstrução do sinal a partir das medidas sem a compensação dos coeficientes de calibração. (b) Reconstrução do sinal a partir das medidas sem a compensação dos coeficientes de calibração.

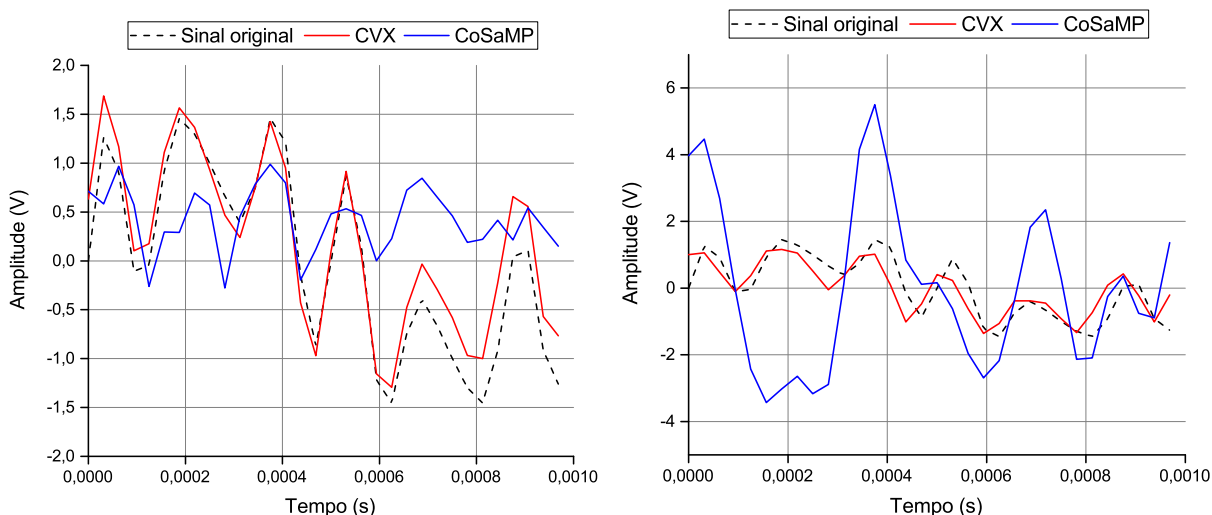


(c) Reconstrução do sinal a partir de medidas calibradas, utilizando o modo Calibração 2.

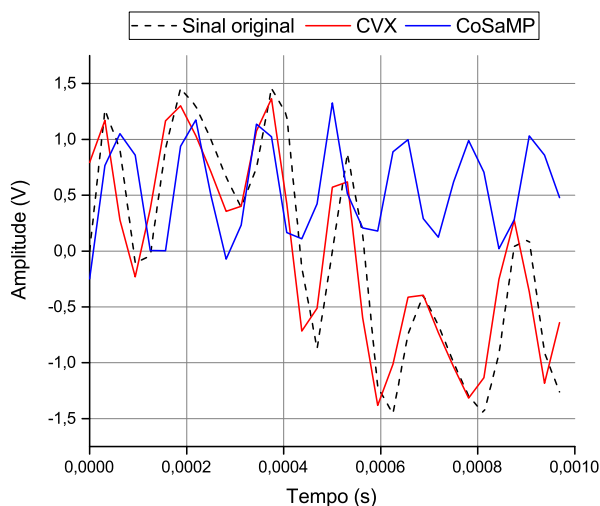
Figura 27 – Comparativo da reconstrução de um sinal multitom $x(t) = 0,5 \text{ sen}(2\pi f_1 t) + 1 \text{ sen}(2\pi f_2 t)$, a partir de medidas calibradas e não-calibradas.

do sinal original é seguida.

Uma explicação para a reconstrução ser tão deficiente mesmo com a calibração, dada as configurações do AIC (ver Tabela 2) utilizado, pode ser encontrada por meio da Expressão 2.8, na qual se obtém um número aproximado de medidas M necessárias para garantir uma reconstrução bem sucedida. Como o AIC descrito no Capítulo 4 contém apenas oito canais, ou seja, $M = 8$, e dado o número de amostras reconstruídas ($N = 32$), este fica limitado (na melhor hipótese) a realizar medidas de sinais com esparsidade máxima de $K = 4$. Dessa maneira, como no domínio de Fourier (Ψ) a esparsidade de um sinal de dois tons é igual a quatro, o AIC ainda consegue realizar uma medida bem sucedida, porém, para um sinal de três tons o mesmo não acontece. Nesse caso, como a reconstrução com o algoritmo CVX ainda foram razoáveis com o sinal de



(a) Reconstrução do sinal a partir das medidas sem a compensação dos coeficientes de calibração. (b) Reconstrução do sinal a partir das medidas com a compensação dos coeficientes de calibração.



(c) Reconstrução do sinal a partir de medidas calibradas, utilizando o modo Calibração 2.

Figura 28 – Comparativo da reconstrução de um sinal multiton $x(t) = 1 \text{ sen}(2\pi f_1 t) + 0,75 \text{ sen}(2\pi f_2 t) + 0,375 \text{ sen}(2\pi f_3 t)$, a partir de medidas calibradas e não-calibradas.

três tons, cabe aqui creditar o mérito ao próprio algoritmo.

Sob outra perspectiva, cabe ainda analisar a qualidade das medidas e da reconstrução por meio das figuras de mérito abordadas nesta tese. Na Tabela 4, são expostos os valores computados de SINAD, MSEr e RSNR para todos os cenários de experimento (simulação, medição e calibração) de ambos os sinais multitons abordados.

Em termos de SINAD, considerando a simulação como caso ideal, há uma melhora de 28,21% (12,045 dB) com a utilização do modo Calibração 2 em relação a medição em *hardware* para o sinal de dois tons. Da mesma forma, para o sinal de três tons, essa melhora com a utilização do modo Calibração 2 em relação a medição em *hardware* é de 48,7% (28,529 dB). Já em termos de MSEr e RSNR, vale apenas observar os resultados com relação ao algoritmo

Tabela 4 – Valores de SINAD, MSEr e RSNR referentes as medidas e reconstruções dos sinais multitonos abordados.

Sinal	Experimento	SINAD (dB)	MSEr		RSNR (dB)	
			CVX	CoSaMP	CVX	CoSaMP
2 tons	Simulação	42,6864	0,0679	0,1293	53,7923	40,9088
	Medição	16,5395	0,4444	13,0096	16,2215	-51,3138
	Calibração 2	28,5842	0,3012	1,9577	23,9981	-13,4356
3 tons	Simulação	58,5923	0,3491	1,0308	21,0484	-0,6068
	Medição	19,0711	0,5809	2,6309	10,8628	-19,3466
	Calibração 2	47,6022	0,4423	1,2169	16,3141	-3,9259

CVX, pois, como visto nas Figuras 27(a), 27(b), 27(c), 28(a), 28(b) e 28(c), as reconstruções realizadas pelo algoritmo CoSaMP não foram bem sucedidas. Portanto, por meio da Tabela 4 é possível observar que, como no caso da SINAD, o modo Calibração 2 apresenta uma melhora de 0,1432 para MSEr em relação a medição em *hardware*, e de 7,776 dB (14,45% em relação ao valor de simulação) para RSNR, considerando o sinal de dois tons. No caso do sinal de três tons, as melhoras são de 0,139 e de 5,451 dB (25,89% em relação ao valor de simulação), respectivamente, para MSEr e RSNR.

A partir dos resultados apresentados nessa subseção, é possível observar que para sinais de um ou até três tons, o modo Calibração 2 é o mais eficiente para calibrar o AIC em termos de amplitude. Além disso, a esparsidade do sinal não influencia no procedimento de calibração, pois em todos os casos os modos de calibração apresentaram resultados de SINAD, MSEr e RSNR melhores que as medidas obtidas em *hardware*.

5.2 Calibração em termos de fase

Para o procedimento do método de calibração em termos de fase, foram considerados os parâmetros para configuração da simulação e do *hardware* apresentados na Tabela 5.

Conforme visto no capítulo anterior, neste método cada linha da matriz de medidas é uma cópia do sinal de entrada. Portanto, como esta matriz apresenta valores máximos de ± 1 V, foi definido como sinal de entrada um pulso de $2 V_{pp}$, valor médio igual a zero e ciclo de trabalho de 50% à uma frequência de 1 kHz. Entretanto, como o objetivo é estimar indiretamente o atraso inerente a cada canal do AIC, esse sinal de entrada apenas difere das linhas da matriz de medidas na fase, que é o parâmetro controlável.

Para prova de conceito, o AIC descrito na sessão 4.1 do Capítulo 4 foi configurado manualmente para ter um atraso de $5 \mu s$ em cada um dos seus oito canais, de modo que fosse simulado um comportamento anormal. No gerador de forma de onda arbitrária, foi configurado o sinal de entrada, sendo a fase desse sinal variada entre 0 e $10 \mu s$, à passos de $1 \mu s$. Dessa forma,

Tabela 5 – Parâmetros configurados para experimentos de simulação e medição.

Parâmetro	Valor
Sinal de entrada	Pulso
Amplitude	$2 V_{pp}$
Frequência	1 kHz
Ciclo de trabalho	50 %
Polinômio (PRBS)	–
Dimensão da matriz $\Phi (M \times N)$	–
Frequência de corte	≈ 50 Hz

por meio de simulação, foram obtidos os valores esperados da medida em cada canal do AIC em função do atraso (fase) controlado, conforme visto na Fig. 29.

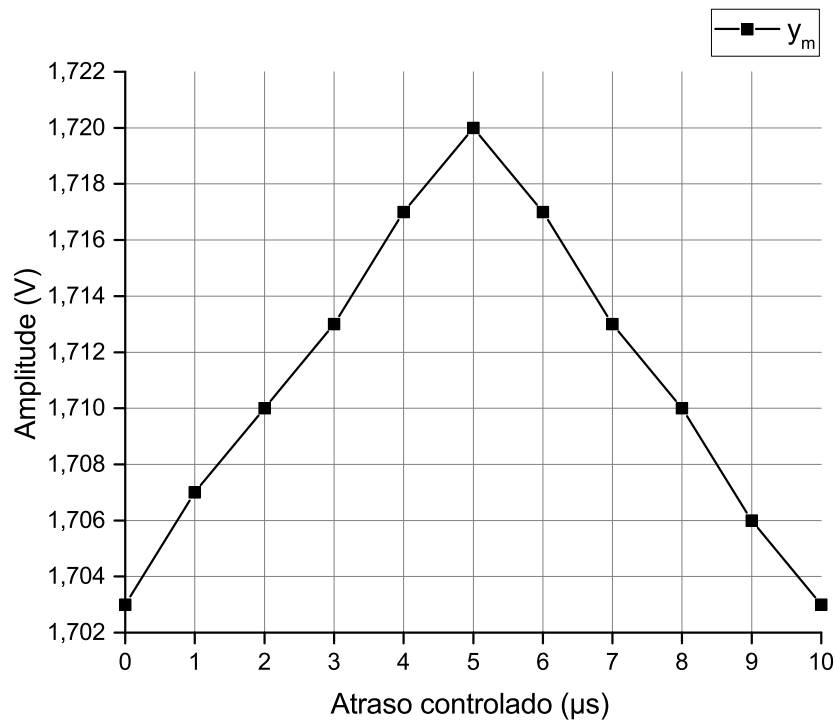
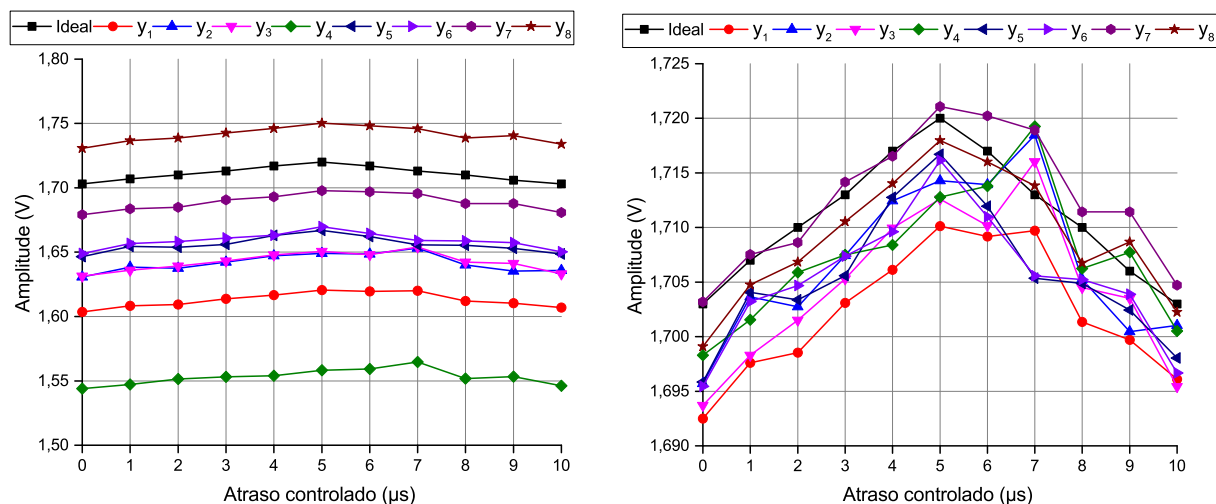


Figura 29 – Correlação máxima entre o sinal de entrada e a função de medição, quando o atraso controlado é igual ao atraso inerente ao canal.

Por meio da Fig. 29, é possível observar que, à medida em que o a fase do sinal de entrada se aproxima do atraso inerente ao canal, o valor da medida vai alcançando o seu valor máximo. Em contrapartida, quando a fase do sinal de entrada é superior ao atraso inerente ao canal, a valor da medida diminui. Nesse caso, dadas os parâmetros configurados no AIC, o valor máximo que a medida pode alcançar é de 1,72 V.

Em termos de medição em *hardware*, foi obtido o valor da medida em cada canal para cada passo do atraso controlado. Nesse caso, vale salientar que nessa medição os erros de ganho e de deslocamento proveniente das não-idealidades do *hardware* também tornam-se visíveis, sendo



(a) Medidas sem a compensação dos erros de ganho e de deslocamento.

(b) Medidas com a compensação de erros de ganho e de deslocamento.

Figura 30 – Valores de medidas em função do atraso do sinal de entrada.

necessário compensar as medidas por meio do modo Calibração 2. As Figuras 30(a) e 30(b) apresentam, respectivamente, os valores das medidas sem compensação e com compensação a partir dos coeficientes exibidos na Tabela 3, em função do atraso controlado.

A partir da Fig. 30(a) é possível observar claramente a influência dos erros de ganho e de deslocamento, ficando complexo quantificar a diferença em relação ao comportamento ideal da medida (ver Fig. 29). Já com os erros de ganho e de deslocamento compensados, como pode ser visto na Fig. 30(b), é possível observar que os efeitos causados por esses erros são mitigados e nota-se uma tendência ao comportamento esperado das medidas, apresentando, na maioria dos canais, valor máximo quando o atraso controlado é $5 \mu s$.

Em uma outra perspectiva, pela Fig. 30(b) nota-se que os valores apresentam uma certa variação, ou seja, as curvas não apresentam comportamento constante. Isso pode ser justificado pela influência do ruído na medição, uma vez que esse método é realizado utilizando um sinal de amplitude baixa. Além disso, é possível observar que em alguns canais o valor máximo da medida acontece em $7 \mu s$, o que pode ser justificado pelo atraso natural de cada canal e pelo ruído de medição. Vale lembrar que foi configurado um atraso de $5 \mu s$ em cada canal, entretanto, como o *hardware* por definição não é ideal, não há garantia de que cada canal possa apresentar ou não um atraso natural. Mas, em uma situação em que a influência do ruído é mínima, o importante a observar é o primeiro pico da medida.

Para fins de melhor análise, este experimento foi forçado para que o AIC apresente um atraso de $5 \mu s$ em cada canal, entretanto, considerando uma situação real em que o atraso é diferente para todos os canais, cada um deve ser analisado individualmente no intuito de realizar uma calibração correta, evitando que na reconstrução da medida compensada seja uma versão deslocada no tempo do sinal de entrada, o que pode causar o efeito apresentado na Fig. 19.

A partir dos resultados obtidos, nota-se que é possível estimar o atraso de cada canal

sem a necessidade de utilizar algoritmos de reconstrução, manipulações de matrizes e sinais de testes [22, 70], utilizando uma abordagem simples e de fácil implementação. No entanto, ainda é necessário realizar novos estudos de como utilizar esses valores estimados na compensação da medida, de modo que o método possa ser melhor avaliado com, por exemplo, de figuras de mérito.

6 Conclusão

Nesta tese, foi abordado o problema de calibração de conversores analógicos-para-informação, mais precisamente do tipo pré-integrador de modulação aleatória. Foram apresentados dois métodos de calibração para este tipo de conversor: calibração em termos de amplitude e calibração em termos de fase. O método de calibração em termos de amplitude atua nas medidas realizadas pelo AIC acometidas por erros de ganho e de deslocamento, causados pelo efeito das não-idealidades do *hardware*. Os erros são obtidos por meio de comparação com uma curva modelo e, a partir disso, são realizadas compensações via *software* nas medidas, no intuito de fornecer para os algoritmos de reconstrução novas medidas nas quais os efeitos das não-idealidades são mitigados. Já o método de calibração em termos de fase utiliza um sinal de fase controlada para estimar o atraso do sinal em cada canal do AIC, no intuito de prover valores de atraso a serem compensados no momento da reconstrução do sinal.

Ao contrário dos métodos dependentes de algoritmos de reconstrução reportados na bibliografia especializada, os procedimentos de calibração dos métodos que foram aqui propostos são realizados antes da reconstrução do sinal, garantindo a exiguidade de influência destes algoritmos de reconstrução. Dessa forma, o procedimento de calibração é realizado considerando apenas o *hardware*, extraindo coeficientes de calibração ao comparar o sinal na saída do filtro do AIC com o seu modelo ideal, sendo possível visualizar o efeito das não-idealidades que acometem o dispositivo com erros de ganho, deslocamento e atraso. Com o intuito de validar os métodos de calibração que foram propostos nesta tese, foi utilizado um AIC do tipo pré-integrador de modulação aleatória de oito canais, implementado fisicamente com componentes de prateleira, o que caracteriza o conversor que é mais sensível às suas não-idealidades.

Nesse sentido, para validação do método de calibração em termos de amplitude, foram utilizados sinais senoidais com diferentes esparsidades (um, duas e três frequências). Para ambos os modos desse método, Calibração 1 e Calibração 2, tanto as medidas realizadas pelo AIC como a reconstrução a partir delas foram avaliadas pelas figuras de mérito SINAD (para medida), MSEr e RSNR (para reconstrução), em cenários de simulação, medição e calibração. Os resultados obtidos demonstram que ambos os modos apresentam uma melhoria em relação a SINAD das medidas em *hardware* e também uma melhora na reconstrução do sinal com relação ao MSE e a RSNR. Entretanto, concluiu-se que o modo Calibração 1 se limita à aplicações do AIC em que o sinal não apresenta variações em amplitude. Por outro lado, o modo Calibração 2, mesmo apresentando resultados de SINAD, MSEr e RSNR ligeiramente inferiores ao outro modo, mostrou-se eficiente para sinais que variam em amplitude e esparsidade.

Já para o método de calibração em termos de amplitude, a prova de conceito foi realizada emulando um atraso inerente de $5\mu s$ em um pulso gerado em cada canal do AIC. Como sinal de entrada foi utilizado este mesmo pulso com fase variável entre $0\mu s$ e $10\mu s$. Foi verificado que o

maior valor da medida de cada canal acontece quando a fase do sinal de entrada é igual ao atraso, porém, em alguns canais, a medida apresentou valores diferentes do esperado quando o atraso foi superior ao emulado. Dessa forma, pode-se concluir que este método é susceptível ao ruído de medição, uma vez que o valor da medida é crucial para este método, e ao atraso natural de cada canal, pois essa é uma não-idealidade dificilmente mitigada.

Tendo em vista que os métodos propostos nesta tese apresentam resultados relativamente coerentes com o ideal, considera-se que estes podem ser caracterizados como uma nova abordagem significativa para o estado da arte de calibração de conversores analógicos-para-informação. Além disso, vale salientar que esses métodos são aplicáveis a qualquer configuração do AIC (frequência de corte de filtros, tipo de matriz e outras), e também não se limita apenas ao RMPI, sendo possível utilizar em todas as arquiteturas que fazem uso de integradores. Nesse caso, faz-se uma ressalva as diferenças e características de cada arquitetura, como no caso do MWC, em que a frequência da PRBS é muito maior do que no caso do RMPI. Contudo, ainda são necessários avanços nessa área, pois não há uma referência para a comparação de desempenho de AIC, como também nem um padrão de calibração/teste, a exemplo dos que existem para ADC. No caso, numa tentativa de mitigar essa carência de padrões, foram estabelecidos e sugeridos nesta tese procedimentos de calibração com sinais de referência (degrau e pulso) e figuras de mérito padrões, que apresentaram resultados significativos dentro das limitações do trabalho.

6.1 Direções futuras

Em uma outra perspectiva, é possível vislumbrar direções futuras a fim de dar continuidade ao trabalho iniciado nesta tese. Como exemplo, apresentam-se as seguintes propostas:

- Aprimorar o *hardware* no intuito de automatizar o procedimento de calibração por meio de um algoritmo de extração dos coeficientes;
- Analisar cada ponto do circuito do AIC em busca de não-linearidades que possam ser caracterizadas por meio figuras de mérito, no intuito tornar o procedimento de calibração mais eficiente;
- Propor novas figuras de mérito que possam ser calculadas levando em consideração apenas as medidas do *hardware*, como é o caso da SINAD;
- Analisar o impacto dos erros de ganho, de deslocamento e de atraso em função da frequência do sinal de entrada;
- Desenvolver um modo de compensação para as medidas acometidas por erros de atraso, sem a necessidade de algoritmos de reconstrução; e

- Aperfeiçoar o método de calibração em termos de fase para obter o valor estimado de atraso em cada canal por meio de equações matemáticas, como é o caso do método de calibração em termos de amplitude.

Referências

- [1] C. E. Shannon, “A mathematical theory of communication,” *The Bell System Technical Journal*, vol. 27, no. 4, pp. 623–656, Oct. 1948.
- [2] H. Nyquist, “Certain Topics in Telegraph Transmission Theory,” *Transactions of the American Institute of Electrical Engineers*, vol. 47, no. 2, pp. 617–644, Apr. 1928.
- [3] D. Bao, P. Daponte, L. D. Vito, and S. Rapuano, “Frequency-domain characterization of random demodulation Analog-to-Information Converters,” *ACTA IMEKO*, vol. 4, no. 1, pp. 111–120, Feb. 2015. [Online]. Available: <https://acta.imeko.org/index.php/acta-imeko/article/view/IMEKO-ACTA-04%20%282015%29-01-17>
- [4] P. Daponte, L. Vito, G. Iadarola, M. Iovini, and S. Rapuano, “Experimental comparison of two mathematical models for Analog-to-Information Converters,” in *Proc. of the 19th IMEKO Int. Workshop on ADC Modelling and Testing*, Budapest, Hungary, Sep. 2016, pp. 65–70. [Online]. Available: <http://www.imeko.org/publications/tc4-2016/IMEKO-TC4-2016-13.pdf>
- [5] B. Murmann, “A/D converter trends: Power dissipation, scaling and digitally assisted architectures,” in *2008 IEEE Custom Integrated Circuits Conference*, Sep. 2008, pp. 105–112.
- [6] R. G. Baraniuk, “Compressive Sensing [Lecture Notes],” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 24, no. 4, pp. 118–121, Jul. 2007.
- [7] D. L. Donoho, “Compressed sensing,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289–1306, Apr. 2006.
- [8] E. J. Candès, “Compressive sampling,” in *Proceedings of the international congress of mathematicians*, vol. 3, Madrid, Spain, 2006, pp. 1433–1452. [Online]. Available: <http://www.disp.duke.edu/~dbrady/courses/holography/lectures/CompressiveSampling.pdf>
- [9] E. J. Candes and M. B. Wakin, “An Introduction To Compressive Sampling,” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 25, no. 2, pp. 21–30, Mar. 2008.
- [10] P. Daponte, L. D. Vito, and S. Rapuano, “An extension to IEEE Std. 1241 sine fit for analog-to-information converters testing,” in *2015 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC) Proceedings*, May 2015, pp. 1933–1937.
- [11] S. Rapuano, “Analog-to-Information Converters: research trends and open problems,” in *2016 26th International Conference Radioelektronika (RADIOELEKTRONIKA)*, Apr. 2016, pp. 10–17.

- [12] V. L. Reis, E. C. Gurjao, and R. C. S. Freire, “Using synchronism pulse to improve A2i implementations.” *IEEE*, May 2015, pp. 13–17. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=7151232>
- [13] V. Cambareri, A. Moshtaghpour, and L. Jacques, “A greedy blind calibration method for compressed sensing with unknown sensor gains,” in *2017 IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT)*, June 2017, pp. 1132–1136.
- [14] Z. Yijiu, L. Ling, Z. Xiaoyan, and D. Zhijian, “Model calibration for compressive sampling system with non-ideal lowpass filter,” in *2015 12th IEEE International Conference on Electronic Measurement Instruments (ICEMI)*, vol. 02, July 2015, pp. 808–812.
- [15] P. J. Pankiewicz, T. Arildsen, and T. Larsen, “Sensitivity of the random demodulation framework to filter tolerances,” in *2011 19th European Signal Processing Conference*, Aug 2011, pp. 534–538.
- [16] S. Smaili and Y. Massoud, “On the effect of filter variability in compressive sensing systems,” in *2014 IEEE 12th International New Circuits and Systems Conference (NEWCAS)*, June 2014, pp. 201–204.
- [17] P. Daponte, L. D. Vito, G. Iadarola, and S. Rapuano, “Analog multiplication in random demodulation analog-to-information converters,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1065, no. 5, p. 052048, 2018. [Online]. Available: <http://stacks.iop.org/1742-6596/1065/i=5/a=052048>
- [18] Z. Yu, X. Chen, S. Hoyos, B. M. Sadler, J. Gong, and C. Qian, “Mixed-Signal Parallel Compressive Spectrum Sensing for Cognitive Radios,” *International Journal of Digital Multimedia Broadcasting*, vol. 2010, p. e730509, Apr. 2010. [Online]. Available: <https://www.hindawi.com/journals/ijdmb/2010/730509/abs/>
- [19] Ç. Bilen, G. Puy, R. Gribonval, and L. Daudet, “Convex Optimization Approaches for Blind Sensor Calibration Using Sparsity,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 62, no. 18, pp. 4847–4856, Sep. 2014.
- [20] R. Gribonval, G. Chardon, and L. Daudet, “Blind calibration for compressed sensing by convex optimization,” in *2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, March 2012, pp. 2713–2716.
- [21] S. Ling and T. Strohmer, “Self-calibration and biconvex compressive sensing,” *Inverse Problems*, vol. 31, no. 11, p. 115002, Nov. 2015. [Online]. Available: <http://stacks.iop.org/0266-5611/31/i=11/a=115002?key=crossref.4502ae95ce1dac11b09181338cf5f308>
- [22] J. Park, J. Jang, and H. N. Lee, “A calibration for the modulated wideband converter using sinusoids with unknown phases,” in *2017 Ninth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN)*, Jul. 2017, pp. 951–955.

- [23] E. Israeli, S. Tsiper, D. Cohen, E. Shoshan, R. Hilgendorf, A. Reysenson, and Y. C. Eldar, “Hardware calibration of the modulated wideband converter,” in *2014 IEEE Global Communications Conference*, Dec. 2014, pp. 948–953.
- [24] C. Schulke, F. Caltagirone, F. Krzakala, and L. Zdeborová, “Blind calibration in compressed sensing using message passing algorithms,” in *Advances in Neural Information Processing Systems 26*, C. J. C. Burges, L. Bottou, M. Welling, Z. Ghahramani, and K. Q. Weinberger, Eds. Curran Associates, Inc., 2013, pp. 566–574. [Online]. Available: <http://papers.nips.cc/paper/4947-blind-calibration-in-compressed-sensing-using-message-passing-algorithms.pdf>
- [25] U. S. Kamilov, A. Bourquard, E. Bostan, and M. Unser, “Autocalibrated signal reconstruction from linear measurements using adaptive gamp,” in *2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, May 2013, pp. 5925–5928.
- [26] H. Shen, M. Kleinsteuber, Bilén, and R. Gribonval, “A conjugate gradient algorithm for blind sensor calibration in sparse recovery,” in *2013 IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP)*, Sep. 2013, pp. 1–5.
- [27] L. Chen, J. Jin, and Y. Gu, “A calibration system and perturbation analysis for the Modulated Wideband Converter,” in *IEEE 10th INTERNATIONAL CONFERENCE ON SIGNAL PROCESSING PROCEEDINGS*, Oct. 2010, pp. 78–81.
- [28] V. Reis, “Conversor Configurável Analógico para Informação,” Ph.D. dissertation, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, Apr. 2017.
- [29] M. F. Duarte and Y. C. Eldar, “Structured Compressed Sensing: From Theory to Applications,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 59, no. 9, pp. 4053–4085, Sep. 2011.
- [30] B. W. S. Arruda, R. C. S. Freire, L. F. N. M. Torres, V. L. Reis, and E. C. Gurjão, “Influence of measurement matrix characteristics in a configurable analog-to-information converter performance,” in *2017 2nd International Symposium on Instrumentation Systems, Circuits and Transducers (INSCIT)*, Aug. 2017, pp. 1–4.
- [31] R. T. Yazicigil, T. Haque, P. R. Kinget, and J. Wright, “Taking compressive sensing to the hardware level: Breaking fundamental radio-frequency hardware performance tradeoffs,” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 36, no. 2, pp. 81–100, March 2019.
- [32] A. K. Mishra and R. S. Verster, *Compressive Sensing Based Algorithms for Electronic Defence*, ser. Signals and Communication Technology. Cham: Springer International Publishing, 2017. [Online]. Available: <http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-46700-9>

- [33] J. A. Tropp and A. C. Gilbert, “Signal Recovery From Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 53, no. 12, pp. 4655–4666, Dec. 2007.
- [34] A. Y. Carmi, L. Mihaylova, and S. J. Godsill, Eds., *Compressed Sensing & Sparse Filtering*, ser. Signals and Communication Technology. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2014. [Online]. Available: <http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-38398-4>
- [35] A. Schulz, E. A. B. Silva, and L. Velho, *Publicações Matemáticas: Compressive Sensing*. Rio de Janeiro: IMPA, 2009. [Online]. Available: https://impa.br/wp-content/uploads/2017/04/PM_31.pdf
- [36] S. Foucart and H. Rauhut, *A Mathematical Introduction to Compressive Sensing*, ser. Applied and Numerical Harmonic Analysis. New York, NY: Springer New York, 2013. [Online]. Available: <http://link.springer.com/10.1007/978-0-8176-4948-7>
- [37] “CVX: Matlab Software for Disciplined Convex Programming | CVX Research, Inc.” [Online]. Available: <http://cvxr.com/cvx/>
- [38] J. A. Tropp and S. J. Wright, “Computational Methods for Sparse Solution of Linear Inverse Problems,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 98, no. 6, pp. 948–958, Jun. 2010.
- [39] Y. C. Pati, R. Rezaifar, and P. S. Krishnaprasad, “Orthogonal matching pursuit: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition,” in *Proceedings of 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, Nov 1993, pp. 40–44 vol.1.
- [40] S. G. Mallat and Z. Zhang, “Matching pursuits with time-frequency dictionaries,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 41, no. 12, pp. 3397–3415, Dec. 1993.
- [41] D. L. Donoho, Y. Tsaig, I. Drori, and J. L. Starck, “Sparse Solution of Underdetermined Systems of Linear Equations by Stagewise Orthogonal Matching Pursuit,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 58, no. 2, pp. 1094–1121, Feb. 2012.
- [42] D. Needell and R. Vershynin, “Signal Recovery From Incomplete and Inaccurate Measurements Via Regularized Orthogonal Matching Pursuit,” *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 4, no. 2, pp. 310–316, Apr. 2010.
- [43] D. Needell and J. A. Tropp, “CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples,” *Applied and Computational Harmonic Analysis*, vol. 26, no. 3, pp. 301–321, May 2009. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1063520308000638>

- [44] M. Tong and Y. Bai, "Spectrum Sensing Based on Modulated Wideband Converter with CoSaMP Reconstruction Algorithm," in *Wireless Internet*, M. Huang, Y. Zhang, W. Jing, and A. Mehmood, Eds. Cham: Springer International Publishing, 2018, vol. 214, pp. 139–148. [Online]. Available: http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-72998-5_15
- [45] S. A. Zahrai and M. Onabajo, "Review of analog-to-digital conversion characteristics and design considerations for the creation of power-efficient hybrid data converters," *Journal of Low Power Electronics and Applications*, vol. 8, no. 2, 2018. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2079-9268/8/2/12>
- [46] A. Wang, Z. Jin, and W. Xu, "A Programmable Analog-to-Information Converter for Agile Biosensing," in *Proceedings of the 2016 International Symposium on Low Power Electronics and Design*, ser. ISLPED '16. New York, NY, USA: ACM, 2016, pp. 206–211. [Online]. Available: <http://doi.acm.org/10.1145/2934583.2934596>
- [47] P. Daponte, L. D. Vito, S. Rapuano, and I. Tudosa, "Analog-to-information converters in the wideband rf measurement for aerospace applications: current situation and perspectives," *IEEE Instrumentation Measurement Magazine*, vol. 20, no. 1, pp. 20–28, Feb. 2017.
- [48] M. Rani, S. B. Dhok, and R. B. Deshmukh, "A Systematic Review of Compressive Sensing: Concepts, Implementations and Applications," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 4875–4894, 2018. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/document/8260873/>
- [49] S. Kirolos, J. Laska, M. Wakin, M. Duarte, D. Baron, T. Ragheb, Y. Massoud, and R. Baraniuk, "Analog-to-Information Conversion via Random Demodulation," in *2006 IEEE Dallas/CAS Workshop on Design, Applications, Integration and Software*, Oct. 2006, pp. 71–74.
- [50] M. Mishali and Y. C. Eldar, "From Theory to Practice: Sub-Nyquist Sampling of Sparse Wideband Analog Signals," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 4, no. 2, pp. 375–391, Apr. 2010.
- [51] M. Wakin, S. Becker, E. Nakamura, M. Grant, E. Sovero, D. Ching, J. Yoo, J. Romberg, A. Emami-Neyestanak, and E. Candes, "A Nonuniform Sampler for Wideband Spectrally-Sparse Environments," *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, vol. 2, no. 3, pp. 516–529, Sep. 2012.
- [52] J. Yoo, S. Becker, M. Monge, M. Loh, E. Candes, and A. Emami-Neyestanak, "Design and implementation of a fully integrated compressed-sensing signal acquisition system." *IEEE*, Mar. 2012, pp. 5325–5328. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/document/6289123/>

- [53] J. A. Tropp, J. N. Laska, M. F. Duarte, J. K. Romberg, and R. G. Baraniuk, “Beyond Nyquist: Efficient Sampling of Sparse Bandlimited Signals,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 56, no. 1, pp. 520–544, Jan. 2010.
- [54] S. A. Varma and K. M. M. Prabhu, “A new approach to near-theoretical sampling rate for modulated wideband converter,” in *2014 International Conference on Signal Processing and Communications (SPCOM)*, Jul. 2014, pp. 1–5.
- [55] M. Mishali, Y. C. Eldar, O. Dounaevsky, and E. Shoshan, “Xampling: Analog to digital at sub-Nyquist rates,” *IET Circuits, Devices Systems*, vol. 5, no. 1, pp. 8–20, Jan. 2011.
- [56] R. Maleh, G. L. Fudge, F. A. Boyle, and P. E. Pace, “Analog-to-Information and the Nyquist Folding Receiver,” *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, vol. 2, no. 3, pp. 564–578, Sep. 2012.
- [57] E. Candès and S. Becker, “Compressive sensing: Principles and hardware implementations,” in *2013 Proceedings of the ESSCIRC (ESSCIRC)*, Sep. 2013, pp. 22–23.
- [58] P. Daponte, L. D. Vito, G. Iadarola, and S. Rapuano, “Effects of PRBS jitter on random demodulation analog-to-information converters,” in *2016 IEEE Metrology for Aerospace (MetroAeroSpace)*, Jun. 2016, pp. 630–635.
- [59] P. Daponte, L. Vito, G. Iadarola, and S. Rapuano, “PRBS non-idealities affecting Random Demodulation Analog-to-Information Converters,” in *Proc. of the 19th IMEKO Int. Workshop on ADC Modelling and Testing*, Budapest, Hungary, Sep. 2016, pp. 71–76. [Online]. Available: <http://www.imeko.org/publications/tc4-2016/IMEKO-TC4-2016-14.pdf>
- [60] O. Abari, F. Lim, F. Chen, and V. Stojanović, “Why Analog-to-Information Converters Suffer in High-Bandwidth Sparse Signal Applications,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, vol. 60, no. 9, pp. 2273–2284, Sep. 2013.
- [61] S. Smaili and Y. Massoud, “Accurate and efficient modeling of random demodulation based compressive sensing systems with a general filter,” in *2014 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, Jun. 2014, pp. 2519–2522.
- [62] M. Mangia, F. Pareschi, R. Rovatti, and G. Setti, “Leakage compensation in analog random modulation pre-integration architectures for biosignal acquisition,” in *2014 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS) Proceedings*, Oct. 2014, pp. 432–435.
- [63] V. d. L. Reis, P. C. Lobo, E. C. Gurjão, and R. C. S. Freire, “Influence of integrators in the performance of analog-to-information converters,” in *2016 1st International Symposium on Instrumentation Systems, Circuits and Transducers (INSCIT)*, Aug. 2016, pp. 118–121.

- [64] F. Maloberti, *Data Converters*, 2007th ed. Dordrecht, Netherlands: Springer, Feb. 2007.
- [65] Z. Yu, J. Zhou, M. Ramirez, S. Hoyos, and B. M. Sadler, “The impact of ADC nonlinearity in a mixed-signal compressive sensing system for frequency-domain sparse signals,” *Physical Communication*, vol. 5, no. 2, pp. 196–207, Jun. 2012. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1874490711000711>
- [66] R. Kang, P. Tian, and H. Yu, “Effects of ADC Nonlinearity on the Spurious Dynamic Range Performance of Compressed Sensing,” *ScientificWorldJournal*, vol. 2014, 2014. [Online]. Available: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4034441/>
- [67] *Vocabulário Internacional de Metrologia: Conceitos fundamentais e gerais e termos associados (VIM 2012)*, 1st ed. Duque de Caxias, RJ: INMETRO, 2012.
- [68] Z. Yu and S. Hoyos, “Digitally assisted Analog Compressive Sensing,” in *2009 IEEE Dallas Circuits and Systems Workshop (DCAS)*, Oct. 2009, pp. 1–4.
- [69] P. J. Pankiewicz, T. Arildsen, and T. Larsen, “Model-Based Calibration of Filter Imperfections in the Random Demodulator for Compressive Sensing,” *arXiv:1303.6135 [cs, math]*, Mar. 2013, arXiv: 1303.6135. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1303.6135>
- [70] N. Dong and J. Wang, “Channel gain mismatch and time delay calibration for modulated wideband converter-based compressive sampling,” *IET Signal Processing*, vol. 8, no. 2, pp. 211–219, Apr. 2014.
- [71] S. J. Wijnholds and S. Chiarucci, “Blind calibration of phased arrays using sparsity constraints on the signal model,” in *2016 24th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, Aug. 2016, pp. 270–274.
- [72] V. M. L. Silva, B. W. S. Arruda, C. P. d. Souza, E. C. Gurjão, V. L. Reis, and R. C. S. Freire, “A testing approach for a configurable RMPI-based Analog-to-Information Converter,” in *2018 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, May 2018, pp. 1–5.
- [73] V. M. L. Silva, R. C. S. Freire, C. P. d. Souza, B. W. S. Arruda, E. C. Gurjão, and V. L. Reis, “Test Method for AIC based on extension IEEE Std. 1241 Sine-wave Fit using Multi-Sine Signals,” in *2018 3rd International Symposium on Instrumentation Systems, Circuits and Transducers (INSCIT)*, Aug. 2018, pp. 1–4.
- [74] “IEEE Standard for Terminology and Test Methods for Analog-to-Digital Converters,” *IEEE Std 1241-2010 (Revision of IEEE Std 1241-2000)*, pp. 1–139, Jan. 2011.
- [75] M. Mangia, F. Pareschi, V. Cambareri, R. Rovatti, and G. Setti, *Adapted Compressed Sensing for Effective Hardware Implementations*. Cham: Springer International Publishing, 2018. [Online]. Available: <http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-61373-4>

-
- [76] F. Pareschi, P. Albertini, G. Frattini, M. Mangia, R. Rovatti, and G. Setti, “Hardware-Algorithms Co-Design and Implementation of an Analog-to-Information Converter for Biosignals Based on Compressed Sensing,” *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, vol. 10, no. 1, pp. 149–162, Feb. 2016. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7192741/>
- [77] D. Bao, P. Daponte, L. D. Vito, and S. Rapuano, “Defining frequency domain performance of Analog-to-Information Converters,” in *Proceedings of 19th Symposium IMEKO TC-4*, Barcelona, Spain, Jul. 2013. [Online]. Available: <http://www.imeko.org/publications/tc4-2013/IMEKO-TC4-2013-170.pdf>
- [78] “IEEE Standard for Digitizing Waveform Recorders,” *IEEE Std 1057-2007 (Revision of IEEE 1057-1994) (Full-Use)*, pp. 1–168, Apr. 2008.
- [79] B. W. S. Arruda, R. C. S. Freire, E. C. Gurjão, V. M. L. Silva, L. F. N. M. Torres, V. L. Reis, and N. S. S. M. Fonseca, “Gain and offset calibration for an Analog-to-Information Converter,” in *2018 3rd International Symposium on Instrumentation Systems, Circuits and Transducers (INSCIT)*, Aug. 2018, pp. 1–5.

APÊNDICE A – Modelagem do filtro passa-baixas

Uma vez que todas as deduções matemáticas para o desenvolvimento dos métodos de calibração propostos nesta tese são realizadas a partir da Expressão 3.1, que descreve a operação de um AIC ideal, ou seja, um AIC composto de um integrador ideal, em uma situação real faz-se necessário modelar o AIC de modo que haja uma aproximação de um integrador ideal. Nesse caso, a melhor aproximação de um integrador se dá por um filtro passa-baixas [52]. Como o *hardware* do AIC utilizado como material desta tese é composto de um filtro passa-baixas RC de primeira ordem, conforme a Fig. 31, são descritas neste apêndice todas as expressões relacionadas ao modelo do filtro passa-baixas, utilizadas para o desenvolvimento dos métodos de calibração.

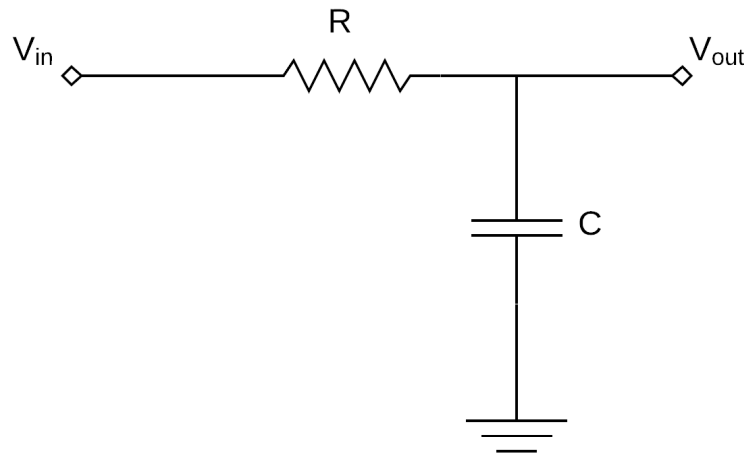


Figura 31 – Filtro passa-baixas de primeira ordem.

A função de transferência do filtro ilustrado na Fig. 31 utilizando a transformada de Laplace é dada por:

$$\frac{V_{out}}{V_{in}} = \frac{\omega_0}{s + \omega_0}, \quad (\text{A.1})$$

em que ω_0 é a frequência de corte do filtro em radianos por segundo, dada por $\omega_0 = \frac{1}{RC}$.

Como o modo Calibração 2 apresentado na sessão 4.2.3 utiliza uma entrada degrau para obter os coeficientes de calibração, logo a resposta do filtro é dada por

$$\frac{V_{out}}{V_{in}} = \frac{\omega_0}{s^2 + \omega_0 s}. \quad (\text{A.2})$$

Ao aplicar a transformada inversa de Laplace na expressão A.2, obtém-se a resposta do AIC, conforme a expressão A.3.

$$V_{out} = 1 - e^{-\omega_0 t} \quad (\text{A.3})$$

Dessa maneira, a expressão 4.19 pode então ser substituída por:

$$\hat{y}_m(t) = \alpha_m(1 - e^{-\omega_0 t}) + \beta_m. \quad (\text{A.4})$$

Logo, assumindo que a entrada $x(t)$ do AIC é um degrau unitário, e este estando configurado de acordo com a terceira coluna da Tabela 2, sem erros de ganho (α) e de deslocamento (β), a forma de onda visualizada na saída de cada canal do AIC (assumindo V_{out} como y_m) é ilustrada na Fig. 32.

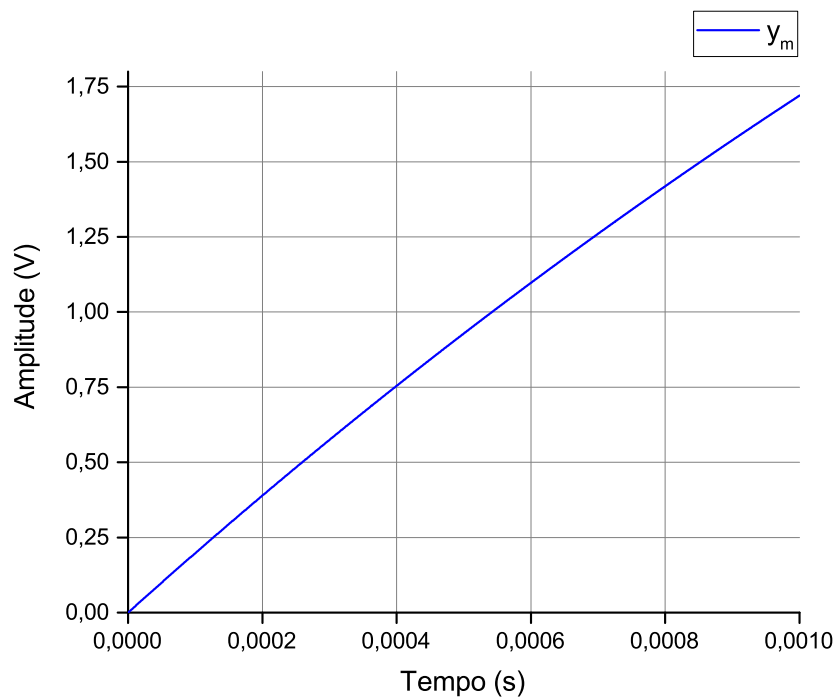


Figura 32 – Resposta ao degrau de filtro passa-baixas configurado no *hardware* do AIC.

Portanto, para uma aplicação real de um AIC com filtro passa-baixas de primeira ordem agindo como integrador, as expressões apresentadas neste apêndice podem ser utilizadas com o intuito de auxiliar no processo de calibração.

APÊNDICE B – Produção bibliográfica

A partir dos estudos realizados e resultados obtidos nesta tese, foram submetidos e publicados trabalhos em anais de congressos nacionais e internacionais, como também em periódicos de alto impacto, conforme lista abaixo.

Artigos publicados em anais de congresso:

- **ARRUDA, B. W. S.**; FREIRE, R. C. S.; TORRES, L. F. N. M.; REIS, V. L.; GURJAO, E. C. Influence of Measurement Matrix Characteristics in a Configurable Analog-to-Information Converter Performance. In: 2nd International Symposium on Instrumentation Systems, Circuits and Transducers, 2017, Fortaleza. 2017 2nd International Symposium on Instrumentation Systems, Circuits and Transducers (INSCIT), 2017.
- **ARRUDA, B. W. S.**; FREIRE, R. C. S.; GURJAO, E. C.; SILVA, V. M. L.; TORRES, L. F. N. M.; REIS, V. L.; FONSECA, N. S. S. M. Gain and offset calibration for an Analog-to-Information Converter. In: 3rd International Symposium on Instrumentation Systems, Circuits and Transducers, 2018, Bento Gonçalves. 2018 3rd International Symposium on Instrumentation Systems, Circuits and Transducers (INSCIT), 2018.
- SILVA, VERONICA M. L.; FREIRE, RAIMUNDO C. S.; DE SOUZA, CLEONILSON P.; **ARRUDA, B. W. S.**; GURJAO, EDMAR C.; REIS, VANDERSON L. Test Method for AIC based on extension IEEE Std. 1241 Sine-wave Fit using Multi-Sine Signals. In: 2018 3rd International Symposium on Instrumentation Systems, Circuits and Transducers (INSCIT), 2018, Bento Gonçalves. 2018 3rd International Symposium on Instrumentation Systems, Circuits and Transducers (INSCIT), 2018. p. 1.
- TORRES, L. F. N. M.; FREIRE, R. C. S.; GURJAO, E. C.; **ARRUDA, B. W. S.**; REIS, V. L.; SILVA, V. M. L. Análise da Inflência do Ruído no Desempenho de Conversores Analógico para Informação. In: XXXVI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais, 2018, Campina Grande. Anais do XXXVI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais, 2018.
- SILVA, V. M. L.; **ARRUDA, B. W. S.**; SOUZA, C. P.; GURJAO, E. C.; REIS, V. L.; FREIRE, R. C. S. A testing approach for a configurable RMPI-based Analog-to-Information Converter. In: 2018 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), 2018, Houston. 2018 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC) Proceedings, 2018.
- **ARRUDA, B. W. S.**; GURJÃO, E. C.; TORRES, L. F. N. M.; REIS, V. L.; FREIRE, R. C. S. Estimation of Channel Delay in Analog-to-Information Converters. In: 2019 IEEE

International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS), 2019, Sapporo. 2019 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS) Proceedings, 2019.

Artigos publicados em periódicos:

- V. M. L. Silva, C. P. Souza, R. C. S. Freire, **B. W. S. Arruda**, E. C. Gurjão and V. L. Reis, “Novel IEEE-STD-1241 based Test Methods for Analog-to-Information Converter”, in *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. doi: 10.1109/TIM.2019.2914132

APÊNDICE C – Registro fotográfico da bancada

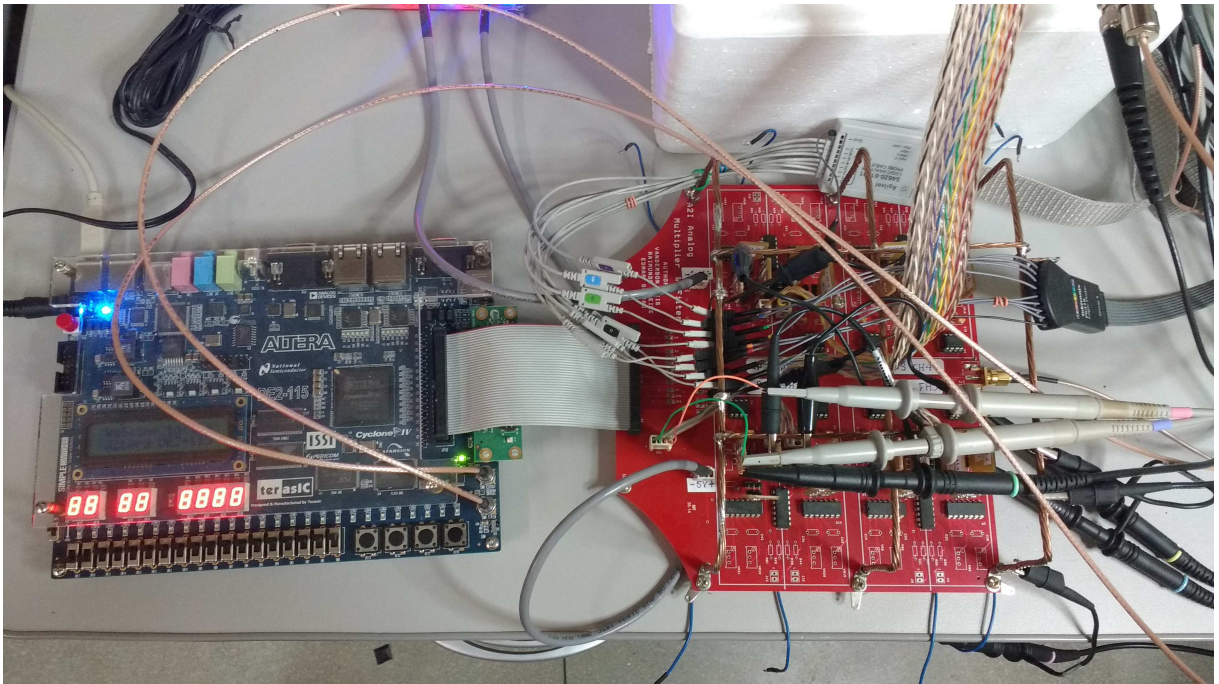


Figura 33 – Parte digital (FPGA, em azul) e parte analógica (vermelho) do AIC utilizado nesta tese.

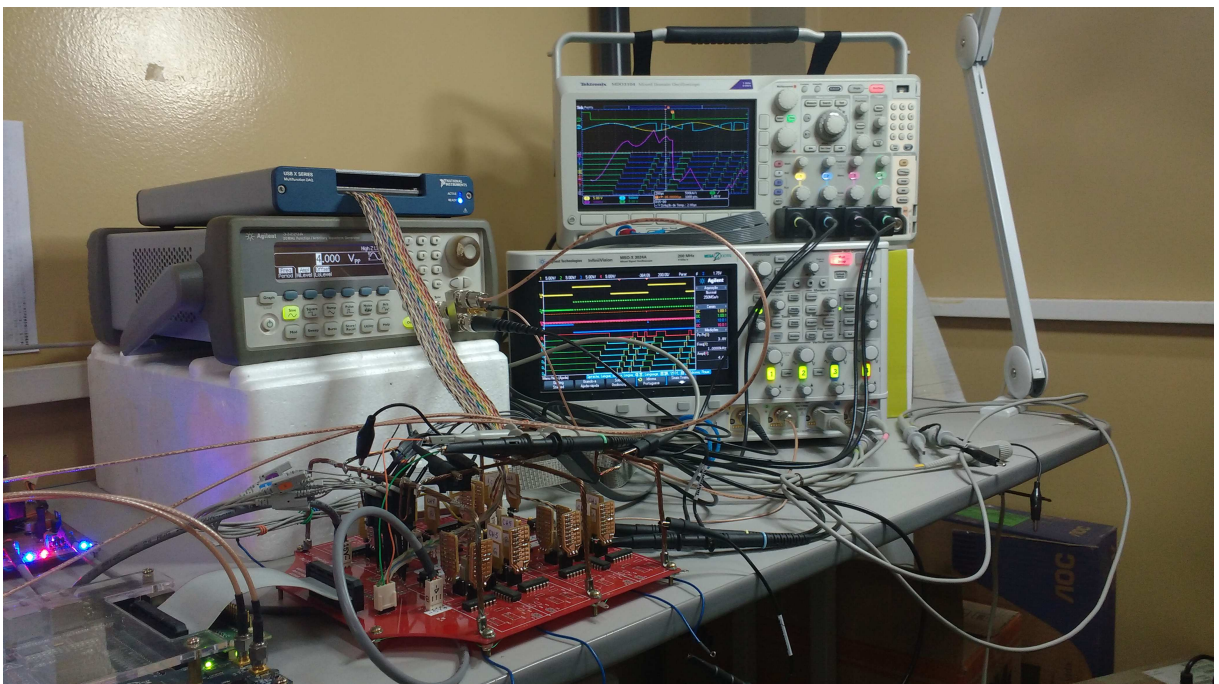


Figura 34 – Em detalhe, os osciloscópios responsáveis por adquirir as formas de onda da medida.

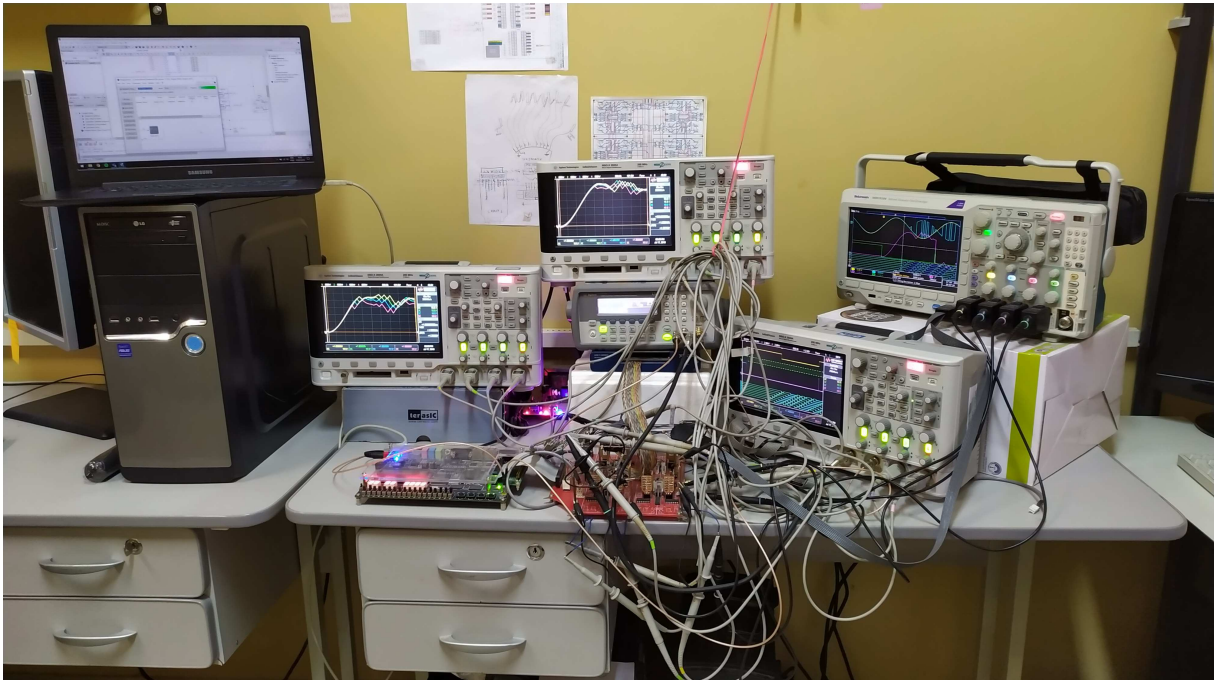


Figura 35 – Registro fotográfico da bancada de experimentos do AIC utilizado nesta tese.