

Simuladores para Sistemas de Imageamento Acústico

Felippe Durán V. G. dos Santos, Pedro Henrique Haury Netto de Araujo e Vítor H. Nascimento
 Universidade de São Paulo
 felippe.santos@usp.br, pedrohauy@usp.br, vitor@lps.usp.br.

Resumo—Many approximations are made in the estimation of acoustical fields from measurements obtained with microphone arrays. This article describes a simulator that tries to reproduce in the best way possible a system of acoustic imaging, in order to speed up the evaluation process of approximations and chosen parameters effects in the final quality of reconstructed images.

The proposed simulator considers several existing problems as the estimation of microphone signal's transform and it's autocorrelation matrix, positioning errors, different array geometry effects, reconstruction algorithms and correlation between estimated sound sources.

Index Terms—Acoustic fields, acoustic images, microphone arrays.

I. INTRODUÇÃO

Imagens acústicas são hoje em dia essenciais nos mais diversos ramos da indústria. Elas mapeiam no espaço a direção de origem de diversas fontes sonoras da mesma forma que uma foto mapeia a direção de origem de fontes de luz [1], [2]. A possibilidade de tirar “fotos sonoras” de diferentes estruturas e máquinas é de grande ajuda para estudar a origem de diversos tipos de ruído e outros fenômenos acústicos. Com essas informações, projetistas e pesquisadores conseguem melhorar a aerodinâmica de aviões, a isolamento acústica de veículos e identificar ecos em teatros e casas de ópera [3]–[6].

Em uma câmera fotográfica, uma matriz de sensores de luz é utilizada para montar a imagem. Devido à miniaturização eletrônica, as resoluções chegam à ordem de megapixels. Entretanto, em uma “câmera acústica” não é possível se ter uma quantidade tão grande de sensores (microfones), e por isso são necessários algoritmos de reconstrução que refinem a imagem obtida e aumentem sua resolução computacionalmente. A grande dificuldade na solução deste problema (que faz parte da classe de problemas inversos) é conseguir da melhor maneira possível resolver um sistema linear com mais incógnitas do que equações.

Essencialmente, esses algoritmos têm duas funções principais. A primeira é formar uma imagem com uma resolução maior do que a quantidade de microfones utilizada no aparelho, já que este número é geralmente reduzido, da ordem de 16 a 64 microfones. Para isso, são estimadas as potências sonoras de mais direções no espaço do que há microfones, aproveitando ao máximo as informações disponíveis.

Outro problema que os algoritmos de reconstrução de imagens acústicas tentam resolver é a baixa precisão na

determinação das fontes sonoras devido ao comprimento de onda elevado de sinais em frequências de áudio. Arranjos de microfones também apresentam diversos problemas de construção: erros no posicionamento e diferenças entre as respostas dos microfones, em especial, requerem que o arranjo seja calibrado antes que possa ser usado.

Portanto, o projeto de bons equipamentos de medição de campos acústicos envolve muitas variáveis e o processamento envolvido na reconstrução delas é bastante complexo. Dessa forma, torna-se necessário um ambiente de simulação que seja confiável e condizente com os sistemas reais para agilizar o teste e o desenvolvimento de algoritmos de reconstrução.

Neste artigo é apresentado um ambiente de simulação que procura ser o mais fiel possível às etapas reais de obtenção, processamento e reconstrução de imagens acústicas. Porém, como é previsível em sistemas computacionais, são necessárias aproximações para a construção do simulador. São discutidas algumas opções para geração dos sinais e suas vantagens e desvantagens.

O simulador permite que sejam estudados os efeitos individuais das diversas etapas realizadas para a estimativa de imagens acústicas, como decomposição espectral dos sinais nos microfones, estimativa da matriz de autocorrelação dessas transformadas, e finalmente o algoritmo para cálculo das potências em função da autocorrelação (neste trabalho são apresentados resultados apenas de algoritmos de reconstrução simples, baseados em mínimos quadrados).

Também são considerados os efeitos de problemas como correlação entre as fontes sonoras (a grande maioria dos métodos para reconstrução de imagens acústicas despreza o efeito dessas correlações, exceto no caso de imagens com poucos pixels [3]). Erros de posicionamento e ganho dos microfones podem também ser incorporados, mas não são incluídos neste trabalho.

II. CONSIDERAÇÕES TEÓRICAS

Para estimar o campo acústico visto por um determinado ponto no espaço, parte-se em geral de um modelo que considera o campo incidente como uma superposição de ondas planas não correlacionadas entre si [3].

Na imagem a ser reconstruída, o espaço é discretizado em M pixels, cada um representando uma determinada direção. Para cada direção, é definido um versor \mathbf{u} como em (1), com

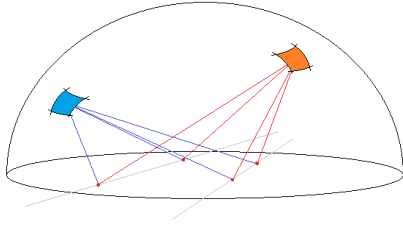


Figura 1. Ilustração das M direções do campo acústico e sua superposição de fontes nos microfones. Na imagem, os pontos vermelhos representam os microfones e os pedaços da semiesfera, fontes pontuais em um campo distante, em diferentes direções do espaço.

$$u_x^2 + u_y^2 \leq 1,$$

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} u_x \\ u_y \\ \sqrt{1 - u_x^2 - u_y^2} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

e a cada direção é associada uma única frente de onda plana com o sinal $f_m(t)$. Estas direções no espaço definem vetores de onda \mathbf{k} dados por:

$$\mathbf{k} = -\frac{\omega}{c} \mathbf{u}. \quad (2)$$

Uma ilustração pode ser vista na Figura 1.

Dessa forma, dada uma certa discretização das direções do espaço (definida pelo usuário), pode-se fazer uma combinação de M fontes $f_m(t)$ ao longo de todas as direções pré-escolhidas para modelar uma situação real de campo acústico. O conjunto de fontes $f_m(t)$ é dado pelo vetor:

$$\mathbf{F}(t) = [f_0(t) \quad f_1(t) \quad \cdots \quad f_{M-1}(t)]^T, \quad (3)$$

em que cada elemento corresponde a uma fonte potencial irradiando da m -ésima direção. Aqui cabe ressaltar que os $f_m(t)$ não são conhecidos na prática. O que se deseja calcular é a potência Y_m incidente no arranjo de cada direção m do espaço e uma dada frequência ω , dada por

$$Y_m = E\{|\hat{f}_m(\omega)|^2\}. \quad (4)$$

Por outro lado, dado um *array* com N microfones no espaço e coordenadas $\mathbf{p}_0, \dots, \mathbf{p}_{N-1} \in \mathbb{R}^3$, define-se o *vetor diretor* (*array manifold vector*) que descreve a relação de atrasos em cada microfone para cada direção definida por \mathbf{u} :

$$\mathbf{v}(\mathbf{k}) = \begin{bmatrix} e^{j\omega \mathbf{u}^T \mathbf{p}_0/c} \\ e^{j\omega \mathbf{u}^T \mathbf{p}_1/c} \\ \vdots \\ e^{j\omega \mathbf{u}^T \mathbf{p}_{N-1}/c} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

onde c é a velocidade de propagação da onda no meio. Supondo apenas uma onda plana com direção de onda \mathbf{u} , defina o vetor $\hat{\mathbf{f}}(\omega)$ de N elementos como:

$$\hat{\mathbf{f}}(\omega) = \hat{f}(\omega) \mathbf{v}(\mathbf{k}) \quad (6)$$

Os vetores $\mathbf{v}(\mathbf{k})$ podem ser coletados em uma única matriz $\mathbf{V}(\omega)$ que descreve completamente a geometria dos microfones para cada direção \mathbf{u} no espaço em uma determinada frequência ω . Para ver como isso se dá, vamos

tomar um exemplo reduzido, em que $M = 2$. Seja $\mathbf{x}(t) = [x_0(t) \quad \dots \quad x_{N-1}(t)]^T$ o vetor de sinais medidos em cada um dos N microfones no arranjo (a soma dos sinais de todas as M direções em cada microfone). Transformando este sinal segundo Fourier, temos para o caso $M = N = 2$

$$\hat{\mathbf{x}}(\omega) = \hat{\mathbf{f}}_0(\omega) + \hat{\mathbf{f}}_1(\omega), \quad (7)$$

e, usando a relação (6), podemos escrever

$$\hat{\mathbf{x}}(\omega) = \begin{bmatrix} e^{-j\mathbf{k}_0^T \mathbf{p}_0} \\ e^{-j\mathbf{k}_0^T \mathbf{p}_1} \end{bmatrix} \hat{f}_0(\omega) + \begin{bmatrix} e^{-j\mathbf{k}_1^T \mathbf{p}_0} \\ e^{-j\mathbf{k}_1^T \mathbf{p}_1} \end{bmatrix} \hat{f}_1(\omega), \quad (8)$$

ou ainda, agrupando os termos,

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}(\omega) &= \begin{bmatrix} e^{-j\mathbf{k}_0^T \mathbf{p}_0} \hat{f}_0(\omega) + e^{-j\mathbf{k}_1^T \mathbf{p}_0} \hat{f}_1(\omega) \\ e^{-j\mathbf{k}_0^T \mathbf{p}_1} \hat{f}_0(\omega) + e^{-j\mathbf{k}_1^T \mathbf{p}_1} \hat{f}_1(\omega) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} e^{-j\mathbf{k}_0^T \mathbf{p}_0} & e^{-j\mathbf{k}_1^T \mathbf{p}_0} \\ e^{-j\mathbf{k}_0^T \mathbf{p}_1} & e^{-j\mathbf{k}_1^T \mathbf{p}_1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{f}_0(\omega) \\ \hat{f}_1(\omega) \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (9)$$

e notamos então que as colunas desta última matriz representam os *array manifold vectors* para cada uma das $M = 2$ direções. Chegamos então a

$$\hat{\mathbf{x}}(\omega) = [\mathbf{v}(\mathbf{k}_0) \quad \mathbf{v}(\mathbf{k}_1)] \begin{bmatrix} \hat{f}_0(\omega) \\ \hat{f}_1(\omega) \end{bmatrix}, \quad (10)$$

resultado que pode ser generalizado para quaisquer valores de N e M .

Podemos definir uma matriz $\mathbf{V}(\omega)$ que contém todos os vetores diretores. Esta matriz tem dimensões $N \times M$ portanto. Temos então:

$$\mathbf{V}(\omega) = [\mathbf{v}(\mathbf{k}_0) \quad \mathbf{v}(\mathbf{k}_1) \quad \dots \quad \mathbf{v}(\mathbf{k}_{M-1})]. \quad (11)$$

Ainda com o intuito de compactar a notação, definimos:

$$\hat{\mathbf{F}}(\omega) = [\hat{f}_0(\omega) \quad \hat{f}_1(\omega) \quad \dots \quad \hat{f}_{M-1}(\omega)]^T, \quad (12)$$

que representa o sinal emitido pelas M fontes no domínio da frequência.

A relação (10), generalizada para qualquer par M e N se torna:

$$\hat{\mathbf{x}}(\omega) = \mathbf{V}(\omega) \hat{\mathbf{F}}(\omega). \quad (13)$$

Diversos algoritmos para reconstrução de imagens acústicas partem da autocorrelação do sinal $\hat{\mathbf{x}}(\omega)$ [2], dada por

$$\mathbf{S}_{\mathbf{x}}(\omega) = E\{\hat{\mathbf{x}}(\omega) \hat{\mathbf{x}}^H(\omega)\}, \quad (14)$$

em que \mathbf{A}^H é a transposta conjugada da matriz (ou vetor) \mathbf{A} . Substituindo a expressão (13) nesta última equação, obtemos:

$$\mathbf{S}_{\mathbf{x}}(\omega) = \mathbf{V}(\omega) E\{\hat{\mathbf{F}}(\omega) \hat{\mathbf{F}}^H(\omega)\} \mathbf{V}^H(\omega). \quad (15)$$

Para simplificar a expressão analítica, admitiremos que as fontes pontuais são decorrelacionadas. Desta forma, todos os termos fora da diagonal de $E\{\hat{\mathbf{F}}(\omega) \hat{\mathbf{F}}^H(\omega)\}$ se tornam nulos. Os elementos da diagonal são da forma $E\{\hat{f}_m(\omega) \hat{f}_m^*(\omega)\}$ e representam, portanto, a potência emitida por cada uma das M fontes e são consequentemente uma versão vetorizada da imagem acústica. Se conseguíssemos isolar a expressão com o valor esperado na última equação obteríamos a imagem acústica.

Assumindo fontes descorrelacionadas e lembrando que Y_m representa a potência emitida por cada fonte para $0 \leq m < M-1$ (4), a matriz \mathbf{S} (omitiremos a partir de agora o índice) pode ser escrita como

$$\mathbf{S} = \sum_{m=0}^{M-1} Y_m \mathbf{v}(\mathbf{k}_m) \mathbf{v}^H(\mathbf{k}_m). \quad (16)$$

Finalmente, definindo

$$\mathbf{s} = \text{vec}(\mathbf{S}), \quad \mathbf{y} = [Y_0 \quad \dots \quad Y_{N-1}]^T, \quad (17)$$

em que $\text{vec}(\mathbf{S})$ é um vetor em que as colunas de \mathbf{S} são empilhadas uma em cima da outra, podemos escrever [1]

$$\mathbf{s} = \mathbf{A}\mathbf{y}, \quad (18)$$

em que a matriz \mathbf{A} , de dimensões $N^2 \times M$, depende apenas dos vetores $\mathbf{v}(\mathbf{k}_m)$.

A. Algoritmos de Reconstrução

Diversos métodos para reconstrução de campos acústicos usam (18) como ponto de partida [2]. O vetor \mathbf{s} pode ser estimado diretamente a partir dos sinais nos microfones, e a tarefa dos algoritmos de reconstrução é inverter a relação (18). O desafio é que, em geral o número de incógnitas M é maior do que o número de equações N^2 . Em [1], [2] são descritos métodos para inversão de (18) usando algoritmos para otimização regularizada.

Entretanto, cada um deles produzirá diferentes resultados de \mathbf{y} , já que uma diferente solução para a equação (18) será favorecida em cada caso. Com o simulador proposto, será possível quantificar suas diferenças e observar suas características de maneira completamente isolada. Diferentemente de experimentos práticos, na simulação é possível definir exatamente a imagem acústica para um determinado campo acústico. Fazendo-se o caminho inverso de (18), pode-se obter o \mathbf{S} exato de uma imagem escolhida para se aplicar a reconstrução e comparar o resultado final com a imagem original. Dessa forma, separa-se os efeitos de cada algoritmo de reconstrução das demais etapas do sistema e suas implicações na imagem reconstruída final.

B. Considerações do Sistema Real

Em um arranjo real é necessário estimar o vetor \mathbf{s} a partir dos sinais medidos nos microfones. Os sinais recebidos por cada um dos N microfones são segmentados em quadros de K amostras cada um. Com esses quadros em mãos, calculam-se aproximações $\tilde{x}_n(\omega_k)$ para $\hat{x}_n(\omega_k)$ através da Transformada de Discreta de Fourier (TDF), para um conjunto específico de frequências ω_k . Escolhemos então uma frequência específica ω_k que gostaríamos de observar e formamos um vetor de N elementos, cada um destes representando o componente da frequência escolhida para o seu respectivo microfone. Com isso, formamos um novo vetor $\tilde{\mathbf{x}}(\omega_k)$. Note que a operação de transformada é realizada quadro-a-quadro e o vetor $\tilde{\mathbf{x}}(\omega_k)$ é construído tomando-se uma amostra de cada microfone, para uma dada frequência ω_k .

A partir de L quadros no domínio da frequência, podemos estimar a matriz de autocorrelação da seguinte forma:

$$\tilde{\mathbf{S}}(\omega_k) = \frac{1}{L} \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{\mathbf{x}}_l(\omega_k) \tilde{\mathbf{x}}_l^H(\omega_k). \quad (19)$$

Há portanto duas aproximações em (19): no cálculo de $\tilde{\mathbf{x}}(\omega_k)$ para aproximar $\hat{\mathbf{x}}(\omega_k)$ e no cálculo da média para obter a autocorrelação. Um dos objetivos do simulador é verificar o efeito dessas aproximações e da escolha de K e L no resultado final. Veremos agora duas maneiras diferentes de se obter $\tilde{\mathbf{x}}(\omega_k)$ por simulação.

III. O SIMULADOR

Foram construídos diferentes versões de simuladores para testar os diversos problemas que aparecem na reconstrução de imagens acústicas. O mais simples apenas testa o algoritmo de reconstrução: partindo de uma distribuição de potências Y_n pré-escolhida, determina-se \mathbf{S} a partir de (16), e aplica-se o algoritmo de reconstrução sob teste para inverter (18). Este caso ideal pode ser usado como referência para os simuladores mais completos, em que se modela também o procedimento para estimar \mathbf{S} .

Vamos agora tratar os simuladores completos (em que a estimativa de \mathbf{S} é levada em conta).

A. Simulando a obtenção de $\tilde{\mathbf{x}}(\omega)$ através dos sinais que chegam aos microfones

Supondo uma dada distribuição de fontes de ondas planas $\mathbf{F}(t)$, pode-se calcular para cada direção do espaço o atraso relativo entre os sinais em cada microfone. Ressaltando que se tratam de ondas planas, esta relação de atrasos em tempo contínuo pode ser expressa em função da coordenada espacial de cada microfone e do vetor de onda emitido por uma certa fonte pontual.

O sinal que chega em cada microfone apresentará atrasos em relação aos dos microfones ao seu redor. Juntando-se todas estas saídas em um vetor obtemos

$$\mathbf{x}(t) = \begin{bmatrix} \sum_{m=0}^{M-1} f_m(t - \tau_{0,m}) \\ \sum_{m=0}^{M-1} f_m(t - \tau_{1,m}) \\ \vdots \\ \sum_{m=0}^{M-1} f_m(t - \tau_{N-1,m}) \end{bmatrix}, \quad (20)$$

em que, através de relações geométricas, pode-se mostrar que:

$$\tau_{n,m} = \frac{\mathbf{a}_m^T \mathbf{p}_n}{c} = -\frac{\mathbf{u}_m^T \mathbf{p}_n}{c}. \quad (21)$$

O atraso é, portanto, função da direção de chegada da onda, da posição específica de cada microfone e da velocidade do som no meio considerado. Conhecidos os sinais $x_n(t)$, pode-se calcular $\tilde{\mathbf{x}}(\omega_k)$ como no sistema real.

No simulador aparecem algumas dificuldades. Caso os sinais $f(t)$ sejam descritos na simulação por funções em forma fechada de uma variável contínua, é fácil aplicar um atraso arbitrário a cada sinal, e pode-se calcular (20) sem problemas. No entanto, se as fontes $f(t)$ forem descritas como processos aleatórios, pode ser necessário gerar os sinais na simulação

a uma taxa de amostragem bem superior à do sistema físico, para que seja possível aproximar com boa resolução os valores dos atrasos $\tau_{n,m}$, que em geral não serão múltiplos da taxa de amostragem do sistema real.

B. Simulando a obtenção de $\tilde{\mathbf{x}}(\omega)$ através de $\mathbf{V}(\omega)$

Uma alternativa para gerar o vetor $\hat{\mathbf{x}}(\omega)$ evitando esse problema é calcular $\tilde{\mathbf{x}}(\omega_k)$ indiretamente. Nesse caso, estimamos o valor de $\tilde{\mathbf{F}}(\omega_k)$ realizando a transformada discreta, e efetuamos o produto matricial $\mathbf{V}(\omega_k)\tilde{\mathbf{F}}(\omega_k)$ para obtermos uma aproximação para $\tilde{\mathbf{x}}(\omega_k)$. Desta forma, a relação entre os atrasos dos sinais que chegam em dois microfones distintos é levada em conta “automaticamente” pela matriz $\mathbf{V}(\omega_k)$.

Note que isto também é uma aproximação, pois a estimativa $\tilde{\mathbf{F}}(\omega_k)$ depende em geral de frequências $\omega \neq \omega_k$. A aproximação é melhor à medida que o tamanho K da janela usada para o cálculo da TDF é aumentado.

IV. EXPERIMENTOS E RESULTADOS

Foram desenvolvidos scripts no ambiente MATLAB para simular a situação pelos dois métodos expostos.

A. Reconstrução da imagem exata

Para se estudar a qualidade dos algoritmos de reconstrução nas mais diversas situações, é preciso eliminar quaisquer interferências de outras etapas da simulação. Portanto, como mencionado na seção II-A, mapeou-se um campo acústico escolhido em uma imagem exata que foi posteriormente transformada na matriz $\mathbf{S}(\omega)$, que representa as potências emitidas por cada uma das M fontes, pela equação (18).

Utilizando-se o $\mathbf{S}(\omega)$ exato como entrada de um algoritmo de reconstrução, a imagem resultante será o melhor caso possível, livre de outras aproximações. Dessa forma, pode-se comparar a capacidade de diferentes algoritmos e utilizar esta imagem como referência para se estudar como as outras etapas da simulação interferem na qualidade final da reconstrução. No exemplo da Figura 2, o algoritmo utilizado foi a decomposição QR, através da função `lsqr` do MATLAB. Para todas as simulações neste artigo foram usados $N = 64$ microfones dispostos em um arranjo não uniforme, como sugerido em [2] (ver figura 3). O espaço é discretizado em $M = 64^2 = 4.096$ direções.

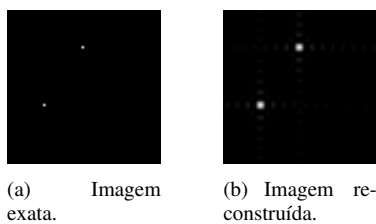


Figura 2. Imagem exata do campo acústico escolhido e sua reconstrução pelo algoritmo de mínimos quadrados do MATLAB `lsqr`.

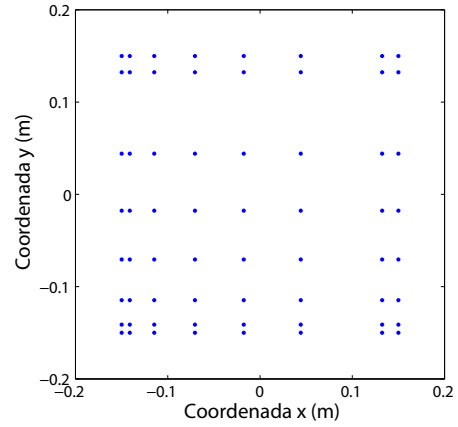


Figura 3. Distribuição de microfones em arranjo separável [3].

B. Resultados do modelo por $\mathbf{V}(\omega)$

Nas seções a seguir, são mostradas simulações cujos sinais foram gerados pela equação (13). Partindo de uma discretização do espaço em $M = M_x \times M_y = 64^2 = 4096$ direções (e correspondentemente pixels) supusemos fontes localizadas apenas em duas direções distintas, correspondentes aos índices $m = 199$ e $m = 1999$. Diferentes tipos de sinais foram testados, como descrito a seguir.

O simulador permite ao usuário escolher o tamanho da janela de tempo usada para amostrar o sinal (que implicará em maior ou menor resolução espectral, além de influenciar diretamente nos erros envolvidos com a transformada discreta) e quantas janelas serão usadas (influi na qualidade da aproximação do valor esperado para o cálculo de \mathbf{S}).

Foram usadas imagens em níveis de cinza de 8 bits, ou seja, havia 256 intensidades disponíveis. Por conta de erros numéricos, por vezes um valor de pixel calculado superava o máximo valor (255) e havia uma saturação. Por causa disto, muitas regiões brancas apareciam na imagem que não correspondiam aos pontos colocados. Ao se normalizar o resultado pelo valor máximo, obtemos com mais fidelidade a posição das fontes. Foram feitos testes com sinais cossenoidais e com ruído.

1) *Cossenoidais*: Foram, inicialmente, inseridos no software de simulação cossenoidais de frequência 8kHz, todos em fase, amostrados a uma taxa $f_s = 48$ kHz. As figuras 4–5 ilustram a reconstrução da imagem usando quadros de tamanho $K = 100$ ou 200 amostras, e janelas com $L = 10$ e $L = 100$ quadros para a estimativa da autocorrelação. Como a TDF nessas condições não estima diretamente a frequência de 8kHz, são mostrados os resultados da raia mais próxima, relativa a 8,640kHz.

O sinal que colocamos em cada fonte foi idêntico, ou seja, tratam-se de sinais perfeitamente correlacionados entre si. Este fato viola a hipótese de fontes descorrelacionadas entre si. Como resultado, temos uma grande quantidade de pontos com valores intermediários (tons de cinza) entre os pontos colocados pelo usuário do script.

2) *Ruído*: Também foram realizadas simulações com ruído aleatório uniforme, independente para cada fonte e de mesma



Figura 4. Simulação usando modelo da Seção III-B. Sinal cossenoidal. Esquerda, $K = 100$, $L = 10$, direita, $K = 100$, $L = 100$.



Figura 5. Simulação usando modelo da Seção III-B. Sinal cossenoidal. Esquerda, $K = 200$, $L = 10$, direita, $K = 200$, $L = 100$.

potência. Diferentemente de sinais periódicos, não há regularidade nos fantasmas que aparecem na imagem reconstruída. Quando aumentamos o número L de quadros, a estimativa da matriz de autocorrelação fica melhor, levando a imagens mais fiéis à distribuição de fontes inicialmente escolhida.

Finalmente, podemos mostrar a dependência do ruído para com o número de janelas utilizadas na autocorrelação. A figura 6 mostra resultados para $K = 100$ quadros e $L = 10$ e $L = 100$ janelas. No caso com 10 quadros, as perturbações ainda são significativas: uma das fontes aparece bem mais forte, e alguns fantasmas são visíveis.



Figura 6. Fontes descorrelacionadas (ruído branco), geração dos sinais conforme seção III-B. Esquerda, $K = 100$, $L = 10$, direita, $K = 100$, $L = 100$.

3) *Ruído correlacionado*: Vamos agora verificar a influência da correlação na imagem reconstruída. Para este exemplo, vamos tomar dois sinais, localizados nas mesmas posições de antes, mas agora introduzindo correlação. Para o estimador da matriz \mathbf{S} , tomamos $K = 100$ e $L = 10$ e $L = 100$. Os resultados podem ser vistos na figura 7. A



Figura 7. Fontes correlacionadas. Esquerda, $K = 100$, $L = 10$. Direita, $K = 100$, $L = 100$.

correlação foi introduzida por meio de um deslocamento no tempo de 5 amostras entre os sinais, agora idênticos, das duas fontes. Posicionando-as novamente em $m = 199$ e $m = 1999$ podemos notar a presença muito maior de pontos nas regiões

fora das fontes, que agora não desaparecem quando o número L de quadros é aumentado.

C. Resultados do modelo pelos atrasos

Para simplificar a simulação, nesta seção foram usadas apenas fontes cossenoidais. As fontes são como na seção IV-B1, mas a simulação é feita pelo método da seção III-A, usando $K = 100$ e $K = 200$ e $L = 10$. Os resultados estão na figura 8. Note que as imagens são bastante próximas dos sinais obtidos com o método da seção III-B mesmo para o menor valor de K , demonstrando sua validade.



Figura 8. Fontes cossenoidais, método da seção III-A. Esquerda, $K = 100$, $L = 10$, direita, $K = 200$, $L = 100$.

V. CONCLUSÕES

Neste trabalho foram descritos simuladores para sistemas de imageamento acústico. Os simuladores apresentados permitem que sejam testados diversos aspectos práticos da geração de imagens acústicas, em particular é possível explorar a influência dos parâmetros usados para a estimativa da matriz de autocorrelação \mathbf{S} e o efeito de se desprezar a correlação entre fontes. Também é possível testar o efeito de diferentes algoritmos de reconstrução e de erros no posicionamento dos microfones. Apesar de não terem sido apresentadas simulações nesse sentido, estes tópicos serão abordados em trabalhos futuros. Outro objetivo será também validar o simulador pela comparação dos seus resultados aproximados com experimentos práticos reais.

Foram descritas duas maneiras de se simular os sinais nos microfones, e mostrado por exemplos simples que os resultados finais são semelhantes, ao menos nas condições testadas.

REFERÊNCIAS

- [1] F. P. Flavio P. Ribeiro and V. H. Nascimento, "Fast transforms for acoustic imaging— part I: Theory," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 20, no. 8, pp. 2229–2240, 2011.
- [2] F. P. Ribeiro and V. H. Nascimento, "Fast transforms for acoustic imaging—part II: Applications," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 20, no. 8, pp. 2241–2247, 2011.
- [3] F. P. Ribeiro, *Arrays de Microfones para Medida de Campos Acústicos*. Tese de doutorado, Universidade de São Paulo, 2012.
- [4] A. O'Donovan, R. Duraiswami, and D. N. Zotkin, "Imaging concert hall acoustics using visual and audio cameras," in *Proc., IEEE Intern. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 5284–5287, 2008.
- [5] M. Park and B. Rafaely, "Sound-field analysis by plane-wave decomposition using spherical microphone array," *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 118, p. 3094, 2005.
- [6] W. Humphreys and T. Brooks, "Noise spectra and directivity for a scale-model landing gear," *International Journal of Aeroacoustics*, vol. 8, no. 5, pp. 409–443, 2009.