

ABORDAGEM NEURAL PARA A ESTIMAÇÃO DO RUÍDO AERONÁUTICO

Téo Cerqueira Revoredo

Universidade Federal do Rio de Janeiro

Jules Ghislain Slama

Universidade Federal do Rio de Janeiro

Felix Mora-Camino

École Nationale de l'Aviation Civile

RESUMO

Os níveis de ruído gerados por aeronaves são normalmente estimados usando modelos de segmentação de trajetórias como o INM. Tais modelos provêm resultados que objetivam a organização do tráfego aéreo e o zoneamento aeroportuário, e as estimativas não contêm o histórico temporal do ruído. O nível sonoro instantâneo gerado por aeronaves em um local é função de alguns dos seus parâmetros de desempenho, da posição com relação ao receptor e de fatores ambientais. Todavia, não existe um modelo analítico confiável. Este trabalho propõe o emprego de uma rede neural para estimar o ruído em pontos próximos ao aeroporto. O treinamento é feito com dados obtidos do INM e de estimativas realizadas pela inversão da dinâmica de guidagem da aeronave, usando sua propriedade plana. A boa exatidão dos resultados demonstra a exequibilidade da abordagem. A ferramenta obtida é promissora para avaliações de impacto sonoro e aplicações fundamentadas na dinâmica do voo.

ABSTRACT

The noise levels generated by aircraft are usually estimated using segmentation models such as the INM. These models provide results with the purpose of traffic organization and airport zoning, and they estimate the noise time history. The instantaneous sound level generated by an aircraft in a location is a function of some of its performance parameters, its position relative to the receiver and some environmental factors. However, no reliable analytical model is available. This work proposes the use of a neural network to estimate the noise in locations near the airport. The training is done with data obtained from the INM and from estimates realized by the inversion of the aircraft's guidance dynamics through its flatness property. The good accuracy of the results shows the feasibility of the approach. The tool is promising for improved noise assessment and other applications based on the flight dynamics.

1. INTRODUÇÃO

A estimativa dos níveis de exposição sonora ao redor dos aeroportos vem sendo realizada, em sua maioria, utilizando modelos baseados em segmentação das trajetórias de voos tais como o Integrated noise model (INM). Em função de diferentes cenários, esses modelos determinam curvas de níveis de ruído objetivando, basicamente, a organização do tráfego aéreo e o planejamento da utilização do solo ao redor do aeroporto. A estimativa do impacto sonoro é realizada através da soma dos efeitos decorrentes dos voos sucessivos ao longo do dia e da noite, de maneira que o histórico temporal do ruído em determinadas localidades é perdido. Entretanto, em muitas situações, esse histórico é importante para a obtenção de uma avaliação relevante do incômodo.

O nível sonoro instantâneo gerado pela movimentação de uma aeronave em uma determinada localidade é relacionado ao tipo da aeronave e sua configuração, sua velocidade e regime dos motores, bem como à sua distância e atitude com relação ao receptor, além de condições ambientais tais como velocidade e direção do vento, a presença de obstáculos e superfícies refletoras. Entretanto, não há um modelo analítico confiável para esta relação.

Nesse contexto, é interessante buscar alternativas para essa estimativa de ruído que condigam com a natureza dinâmica do problema, permitindo, assim, uma aplicação mais adequada em estudos dessa natureza, tais como otimização e dispersão de trajetórias e modelos que incluam

a dinâmica da aeronave. Com esse objetivo, este trabalho apresenta uma ferramenta fundamentada em uma estrutura de rede neural artificial (RNA) multicamada sem realimentação, desenvolvida para estimar o nível sonoro instantâneo produzido pela movimentação de uma aeronave em uma localidade específica. O treinamento da RNA é baseado em dados extraídos do INM e complementado por alguns cálculos adicionais. O principal propósito é demonstrar a exequibilidade de tal ferramenta e sua potencialidade para avaliações do impacto sonoro ao redor de aeroportos, especialmente se treinada com base em dados reais de desempenho da aeronave e medições de ruído.

2. MODELAGEM DA DINÂMICA DO VOO

Neste trabalho apenas aeronaves de transporte do tipo *wide body* são consideradas, uma vez que elas são a principal causa do ruído ao redor dos aeroportos. Na próxima seção são lembradas as equações da dinâmica do voo (Nelson, 1998; Phillips, 2008).

2.1. Equações da dinâmica do voo

É admitido aqui que a aeronave de interesse é equipada com piloto automático ou tecnologia do tipo fly by wire, o que permite lidar de maneira eficiente com sua dinâmica rápida e, dessa maneira, permite o controle da atitude da aeronave (θ, ϕ, ψ) da velocidade do rotor dos motores em baixa pressão, N_1 . É também admitido que as curvas são realizadas de maneira coordenada (ângulo de *side slip* mantido muito pequeno). Portanto, apenas a dinâmica de guidagem de aeronaves de transporte é considerada neste trabalho. As variáveis θ , ϕ e N_1 são consideradas como as entradas para a dinâmica de guidagem, bem como as saídas da dinâmica rápida no sistema de referência da aeronave quando esta é controlada por um piloto automático. Com vento constante, a dinâmica de guidagem pode ser expressa nos sistemas de referência terrestre e aerodinâmica como segue:

$$\dot{x} = V_a \cos \psi \cos \gamma + w_x \quad (1)$$

$$\dot{y} = V_a \sin \psi \cos \gamma + w_y \quad (2)$$

$$\dot{z} = -V_a \sin \gamma + w_z \quad (3)$$

$$V_a = \sqrt{(\dot{x} - w_x)^2 + (\dot{y} - w_y)^2 + (\dot{z} - w_z)^2} \quad (4)$$

$$\dot{V}_a = \frac{-D + Th \cos \alpha - mg(-\cos \alpha \sin \theta + \sin \alpha \cos \phi \cos \theta)}{m} \quad (5)$$

$$\dot{\gamma} = \frac{L \cos \phi + Th \sin \alpha - mg(\sin \alpha \sin \theta + \cos \alpha \cos \phi \cos \theta)}{m V_a} \quad (6)$$

em que	m :	massa da aeronave [kg]
	$\theta, \phi, \psi, \gamma$:	ângulos de Euler (<i>bank</i> , <i>pitch</i> , e <i>heading</i>) e ângulo da trajetória [rad]
	x, y, z :	posição da aeronave no sistema inercial [m]
	w_x, w_y, w_z :	Componentes da velocidade do vento no sistema terrestre [m/s]
	V_a :	velocidade do ar [m/s]
	L, D, Th :	forças de sustentação, arraste e empuxo dos motores [N]
	α :	ângulo de ataque [rad]

Em curvas coordenadas, a taxa de *heading* é relacionada ao ângulo de *bank* através da seguinte relação:

$$\dot{\psi} = (g/V) \tan \phi \quad (7)$$

em que g : aceleração da gravidade [m/s^2];

As forças de arraste e sustentação são consideradas funções da altitude da aeronave, z , da velocidade V_a e do ângulo de ataque α . O empuxo dos motores pode ser considerado como uma função da altitude, da velocidade do ar e do regime dos motores (N_1 para motores a jato), tal como segue:

$$D = D(z, V_a, \alpha), \quad L = L(z, V_a, \alpha), \quad Th = Th(z, V_a, N_1) \quad (8)$$

Para guidade local, o ângulo da trajetória é normalmente utilizado como um parâmetro de controle. Uma vez que o ângulo de *bank* é considerado suficientemente pequeno, o ângulo de ataque é dado por:

$$\alpha = \theta - \gamma \quad (9)$$

O empuxo dos motores pode ser aproximado por:

$$Th = \rho(z) S_M V_a (V_e - V_a) \quad (10)$$

em que ρ : massa específica do ar [kg/m^3];
 S_M : área efetiva da entrada dos motores [m^2];
 V_e : velocidade média de exaustão dos gases [m/s]

A velocidade média de exaustão dos gases pode ser expressa com uma função suave do regime dos motores, do nível de voo e da velocidade do ar, tal como expresso a seguir.

$$V_e = v(z, V_a, N_1) \quad (11)$$

3. SISTEMAS DIFERENCIALMENTE PLANOS E A DINÂMICA DE GUIDAGEM

Uma particularidade do sistema de equações considerado é o fato de ele ser *diferencialmente plano* (ou, simplesmente, plano) com relação a posição do centro de gravidade da aeronave (x, y, z). Nas seções que seguem o conceito de sistemas planos é introduzido e a característica plana da dinâmica de guidade é apresentada.

3.1. Sistemas diferencialmente planos

Sistemas mecânicos são uma classe importante de implementação de sistemas de controle não-linear, e possuem vasta aplicação na indústria e na ciência de modo geral. Embora apresente algumas aplicações desafiadoras, muitas metodologias não aproveitam de maneira abrangente a estrutura deste tipo de sistema. De fato, a técnica mais comum para análise e controle de sistemas mecânicos é a conversão das equações de movimento, de equações diferenciais ordinárias (ODEs, do inglês *ordinary differential equations*) de segunda para primeira ordem, e, em seguida, a linearização ao redor de um ponto de operação. Esta abordagem, entretanto, ignora informações geométricas importantes que podem ser utilizadas para melhorar o comportamento global do sistema em malha fechada.

Nesse contexto, grande parte dos problemas é relacionada ao planejamento e ao seguimento de trajetórias na presença de ruídos e incertezas. Como exemplos, pode-se citar aeronaves e submarinos não-tripulados, movimentação de robôs em áreas fabris e mãos robóticas em operações de inspeção e manipulação dentro do corpo humano. A geração de trajetórias para este tipo de sistema exerce um papel fundamental. O seu projeto adequado permite considerar as especificidades comportamentais do sistema, permitindo atingir níveis de desempenho impossíveis caso contrário. Dentre os seus benefícios, destaca-se a aplicação em sistemas nos quais o erro entre o estado desejado e o estado verdadeiro possa levar a níveis de atuação excessivos, pois pode-se evitar a saturação dos atuadores. Além disso, o projeto de trajetórias inclui o estudo das restrições cinemáticas do sistema, o que, por sua vez, permite a condução do mesmo através de trajetórias realizáveis. Um dos maiores desafios para esta classe de problemas tem sido a determinação de trajetórias para sistemas não lineares com restrições

cinemáticas que, pela sua natureza, não restringem o espaço de estados atingíveis, mas, por outro lado, não permitem o controle direto das variáveis de estado (restrições cinemáticas não holonômicas (van Nieuwstadt 1997)). Não existe atualmente nenhum método de geração de trajetórias para esta classe de problema, existindo apenas métodos particulares para classes de sistemas específicos.

Historicamente, sistemas de equações diferenciais ordinárias determinados, ou seja, sistemas nos quais o número de variáveis dependentes é igual ao número de ODEs, têm tido suas propriedades estudadas em detalhe. Entretanto, as equações físicas que governam qualquer fenômeno são geralmente indeterminadas em sua forma original devido ao fato de que a análise do sistema é geralmente realizada isolando-o de seu ambiente e modelando o efeito deste por intermédio de forças externas.

Por sua vez, os sistemas indeterminados têm sido estudados na forma de sistemas de controle ao longo das últimas décadas. Nesse contexto, as variáveis dependentes são usualmente divididas em dois grupos, a saber: As entradas, que são as variáveis que podem ser diretamente modificadas e os estados, cuja evolução é governada por sistemas determinados de ODEs uma vez que as entradas sejam atribuídas a funções do tempo. Para detalhes em teoria de controle de sistemas não lineares cita-se Isidori (1985) e Slotine e Li (1990). A classe de sistemas indeterminados que são lineares após uma mudança de variáveis independente invertível (não linear) também têm sido estudada e caracterizada com o auxílio de métodos da geometria diferencial.

Outra propriedade importante que um sistema indeterminado de ODEs pode possuir é a chamada característica diferencialmente plana (do inglês, *differential flatness*). De modo geral, sistemas diferencialmente planos são sistemas nos quais é possível encontrar um conjunto de variáveis, denominadas saídas planas, tal que o sistema seja algébrico sobre o campo diferencial gerado pelo conjunto dessas variáveis. Em outras palavras, um sistema é dito diferencialmente plano se for possível encontrar um vetor de saída tal que o estado e a entrada deste possam ser determinados a partir dessas saídas sem que seja necessário utilizar a operação de integração, tal como definido a seguir.

Definição 1: Seja um sistema cuja dinâmica é representada pelas equações de estado a seguir:

$$\dot{\underline{x}} = f(\underline{x}, \underline{u}) \quad \underline{x} \in R^n, \quad \underline{u} \in R^m \quad (12)$$

Uma saída $\underline{y}, \underline{y} \in R^m$ do sistema é dita diferencialmente plana (ou, simplesmente, plana) se ela é tal que:

1. O vetor das saídas planas pode ser escrito na forma:

$$\dot{\underline{x}} = f(\underline{x}, \underline{u}) \quad \underline{x} \in R^n, \quad \underline{u} \in R^m \quad (13)$$

na qual:

$$\underline{y}_i = h_i(\underline{x}, u_1, \dots, u_m^{(\delta_1)}, u_2, \dots, u_2^{(\delta_2)}, u_m, \dots, u_m^{(\delta_m)}) \quad i = 1 \text{ à } m \quad (14)$$

Sendo i um inteiro natural.

2. As componentes de \underline{y} são analiticamente independentes
3. As componentes de estado, \underline{x} , e entrada, \underline{u} , podem ser expressas em função de componentes das saídas planas, \underline{y} , e um número finito das suas derivadas, tal como

segue:

$$\begin{aligned} x_i &= \Phi_i(y_1, y_1^{(1)}, \dots, y_1^{(\mu_{i,1})}, y_2, \dots, y_2^{(\mu_{i,2})}, \dots, y_m, \dots, y_m^{(\mu_{i,m})}) \quad i = 1 \text{ à } n \\ u_j &= \Psi_j(y_1, y_1^{(1)}, \dots, y_1^{(\nu_{j,1})}, y_2, \dots, y_2^{(\mu_{i,2})}, \dots, y_m, y_m^{(1)}, \dots, y_m^{(\nu_{j,m})}) \quad j = 1 \text{ à } m \end{aligned} \quad (15)$$

nas quais $u_{i,j}$ e $v_{i,j}$ são inteiros naturais.

4. As funções $\underline{\Phi}$ e $\underline{\Psi}$ satisfazem a equação a seguir:

$$\dot{\underline{\Phi}} = f(\underline{\Phi}, \underline{\Psi}) \quad (16)$$

5. Para as saídas planas \underline{y} , o sistema é dito equivalente Lie-Bäcklund (Flies *et al.*, 1999) ao seguinte sistema trivial:

$$y_k^{(\delta_k)} = v_k \quad k = 1 \text{ à } m, \quad \delta_k = \max\{\nu_{jk}, j = 1 \text{ à } m\} \quad (17)$$

na qual são entradas independentes para cada cadeia de integração.

Nos casos em que a Equação (15) não é satisfeita mas as componentes dos vetores de estado, comando e saída, e um número finito das suas derivadas satisfazem a uma relação tal como a apresentada na Equação (18), na qual F é avaliada em R^{n+m} e é localmente invertível em um domínio D , diz-se que o vetor de saídas \underline{y} é implicitamente plano para o sistema no domínio D . No primeiro caso, quando a Equação (15) é satisfeita, diz-se que \underline{y} é, também, explicitamente plano para este sistema.

$$F(\underline{x}, \underline{u}, \underline{y}, \dot{\underline{y}}, \dots, \underline{y}^{(\delta)}) = 0 \quad (18)$$

Alguns sistemas possuem saídas planas, outros não. Se do ponto de vista da matemática é interessante estudar as propriedades que garantem a existência de saídas planas para um sistema, do ponto de vista da dinâmica e controle a questão é saber se as saídas que se propõe seguir ou controlar são planas ou não.

Esta abordagem é especialmente interessante no caso das variáveis planas terem significado físico como, por exemplo, as coordenadas de posição de um ponto de um corpo. Neste caso, é possível definir a trajetória desejada para esse ponto, implicando que o estado do sistema e a entrada venham definidos automaticamente. Um exemplo clássico desta situação consiste no estacionamento automático de um carro, onde é suficiente e específico a trajetória desejada do eixo transversal para que os sinais de controle e o estado do sistema sejam completamente especificados. Deve-se notar que as saídas planas de um sistema diferencialmente plano não são uma combinação de variáveis e velocidades do sistema, mas sim um conjunto específico de pontos e ângulos (Martin *et al.*, 1995).

2.2. Característica plana da dinâmica de guidagem

A partir das equações da dinâmica do voo, considera-se que as variáveis γ , ϕ e N_I sejam as entradas da dinâmica de guidagem da aeronave ao mesmo tempo em que são saídas para a dinâmica rápida quando o sistema é controlado por um piloto automático. Nesta seção é demonstrado de maneira simplificada como é possível, a partir do conhecimento de $x(t)$, $y(t)$ e $z(t)$, expressar de maneira sucessiva todas as variáveis de entrada e de guidagem como função delas e de suas derivadas. Portanto, a posição da aeronave deve ser uma saída plana para a sua dinâmica de guidagem. Em (Lu, 2008) este resultado é utilizado para projetar um sistema de seguimento de trajetória para aeronaves baseado em uma rede neural artificial. Rearranjando as equações cinemáticas da aeronave, estas podem ser expressas como:

$$V = \left((\dot{x})^2 + (\dot{y})^2 + (\dot{z})^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad \gamma = -\sin^{-1}(\dot{z}/V), \quad \psi = \tan^{-1}(\dot{y}/\dot{x}) \quad (19)$$

As variáveis de estado V_a , γ e ψ podem ser expressas como funções da posição inercial da aeronave, enquanto o controle satisfaz as seguintes relações:

$$\dot{V}_a - \frac{-D + T \cos \alpha - mg(-\cos \alpha \sin \theta + \sin \alpha \cos \phi \cos \theta)}{m} = 0 \quad (20)$$

$$\dot{\gamma} - \frac{L \cos \phi + T \sin \alpha - mg(\sin \alpha \sin \theta + \cos \alpha \cos \phi \cos \theta)}{mV_a} = 0 \quad (21)$$

$$\dot{\psi} - \left(\frac{g}{V} \right) \tan \phi = 0 \quad (22)$$

Nas quais α pode ser substituído por uma função de ϕ , θ , e γ a partir da Equação 9.

A notação que segue é usada para a posição do centro de gravidade da aeronave e para as entradas da dinâmica de guidagem:

$$\underline{Z} = (x, y, z)^T \text{ e } \underline{U} = (\theta, \phi, N_1) \quad (23)$$

Uma vez que as variáveis nas Equações 20, 21, 22 e 23 sejam substituídas por suas expressões em \underline{Z} e suas duas primeiras derivadas, essas Equações podem ser reescritas tal como segue:

$$\begin{cases} G_{N_1}(\underline{Z}, \dot{\underline{Z}}, \ddot{\underline{Z}}, \underline{U}, \underline{w}, \dot{\underline{w}}) = 0 & (24a) \\ G_{\theta}(\underline{Z}, \dot{\underline{Z}}, \ddot{\underline{Z}}, \underline{U}, \underline{w}, \dot{\underline{w}}) = 0 & (25b) \\ G_{\phi}(\underline{Z}, \dot{\underline{Z}}, \ddot{\underline{Z}}, \underline{U}, \underline{w}, \dot{\underline{w}}) = 0 & (26c) \end{cases}$$

Essas funções implícitas são localmente invertíveis com relação ao vetor de entrada uma vez que para condições normais de voo o determinante do seu Jacobiano é não-nulo:

$$\begin{vmatrix} \frac{\partial G_{N_1}}{\partial \theta} & \frac{\partial G_{N_1}}{\partial \phi} & \frac{\partial G_{N_1}}{\partial N_1} \\ \frac{\partial G_{\theta}}{\partial \theta} & \frac{\partial G_{\theta}}{\partial \phi} & \frac{\partial G_{\theta}}{\partial N_1} \\ \frac{\partial G_{\phi}}{\partial \theta} & \frac{\partial G_{\phi}}{\partial \phi} & \frac{\partial G_{\phi}}{\partial N_1} \end{vmatrix} \quad (27)$$

Portanto, a dinâmica de guidagem é implicitamente plana, sendo $\underline{Z}=(x,y,z)$ o vetor de saída. Evolução no tempo destas saídas planas representa a trajetória seguida pelo centro de gravidade da aeronave. Portanto, uma vez conhecida a trajetória $\{(x(t), y(t), z(t), t \in [t_i, t_f])\}$, é possível reconstruir todas as variáveis de estado, bem como as entradas necessárias e, particularmente, as trajetórias de V_a e V_e : $\{(V_a(t), V_e(t), t \in [0, T])\}$, as quais são necessárias para o cálculo do histórico do ruído gerado e, eventualmente, para a determinação do instante onde ocorre o máximo nível de ruído. A Figura 1 apresenta a obtenção das saídas planas do sistema.

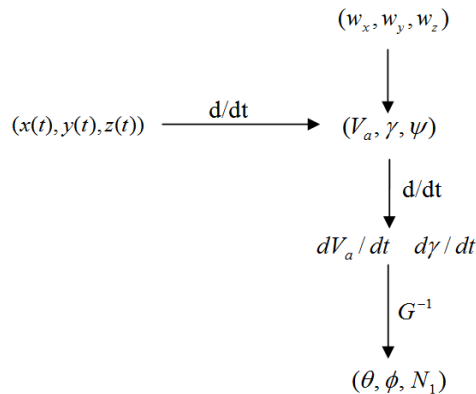


Figura 1: Obtenção das saídas planas da dinâmica de guidagem

3. ESTIMAÇÃO DO RUÍDO

Usando a propriedade plana da dinâmica de guidagem de uma aeronave é possível estimar a evolução temporal dos parâmetros que são as entradas para o modelo de estimação do ruído. Em seguida, através de uma malha de pontos adequada, os níveis de ruído em uma ou mais localidades na vizinhança do aeroporto podem ser calculados numericamente (Figura 2).

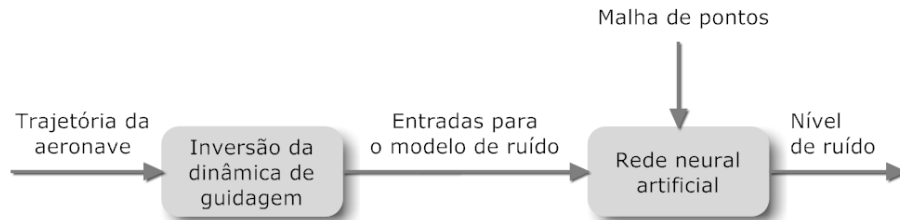


Figura 2: Estimação do ruído

As redes neurais artificiais multicamadas já são famosas por sua impressionante capacidade de realizar tarefas de aproximação de funções utilizando uma quantidade adequada de neurônios e dados para treinamento (Haykin, 1999). Neste trabalho, uma RNA multicamada sem realimentação é treinada para estimar numericamente os níveis de ruído em pontos determinados próximos ao aeroporto, baseado em dados de desempenho da aeronave, bem como sua posição com relação ao ponto em questão (receptor).

As entradas impostas à rede neural para que esta realize a estimação do ruído são listadas a seguir:

- Distância entre a aeronave e o receptor, $d_{ARecep}(t)$
- Velocidade da aeronave, $V_a(t)$
- Empuxo dos motores da aeronave, $Th(t)$
- Atitude da aeronave, ângulos $\theta(t)$, $\phi(t)$ e $\psi(t)$
- Orientação do receptor, ângulos $\theta_{Recep}(t)$ e $\psi_{Recep}(t)$

Os ângulos de orientação do receptor são os ângulos de incidência das ondas sonoras nos planos horizontal ($\psi_{Recep}(t)$) e vertical ($\theta_{Recep}(t)$). A saída da RNA é o nível de ruído instantâneo, $l(t)$, no ponto onde encontra-se o receptor. A Figura 3 ilustra o funcionamento da RNA.

Neste estudo, a rede neural artificial é composta de apenas uma camada escondida para

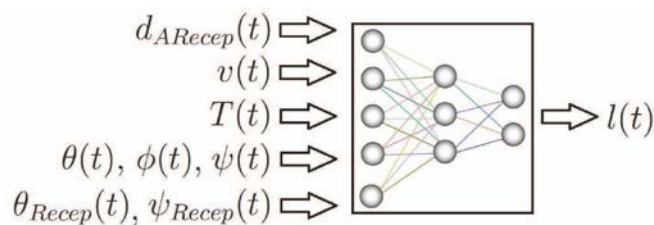


Figura 3: Entradas e saídas da RNA

reduzir a complexidade da sua estrutura. O número de neurônios na camada escondida é determinado empiricamente e depende fortemente do volume de dados para o treinamento. Ambos, o número de neurônios e a quantidade de dados para o treinamento, afetam seriamente a capacidade de generalização da RNA, ou seja, sua habilidade de classificar dados que nunca

viu antes, desde que sejam da mesma classe dos dados utilizados no aprendizado. Entretanto, não existem critérios ou princípios específicos para determinar o número efetivo de neurônios e/ou um ponto de parada apropriado para o treinamento. Portanto, a rede neural utilizada neste trabalho é ainda determinada de maneira empírica em função do volume de dados disponível para o seu treinamento.

3.1. Treinamento da rede neural

A base de dados utilizada para o treinamento da rede neural artificial é construída a partir do INM. Para que um conjunto adequado de informações seja usado, é necessário que diversos estudos de caso diferentes sejam realizados no INM, de maneira que seja possível gerar uma grande quantidade de padrões para serem apresentados a RNA a longo do treinamento, aumentando, assim, sua capacidade de generalização. Entende-se, aqui, por padrões de treinamento, um conjunto de “estados” diferentes da aeronave, associados a sua posição com relação aos receptores, bem como o nível de ruído esperado nesses pontos em função desses “estados”. O objetivo é formar uma base de dados organizada tal como apresentado na Equação 22. Para tal, alguns cálculos adicionais são necessários.

$$\begin{bmatrix} d_{ARecep_1}(t) & \theta_1(t) & \phi_1(t) & \psi_1(t) & \theta_{Recep_1}(t) & \psi_{Recep_1}(t) & Th_1(t) & V_{a_1}(t) \\ d_{ARecep_2}(t) & \theta_2(t) & \phi_2(t) & \psi_2(t) & \theta_{Recep_2}(t) & \psi_{Recep_2}(t) & Th_2(t) & V_{a_2}(t) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{ARecep_n}(t) & \theta_n(t) & \phi_n(t) & \psi_n(t) & \theta_{Recep_n}(t) & \psi_{Recep_n}(t) & Th_n(t) & V_{a_n}(t) \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} l_1(t) \\ \vdots \\ l_2(t) \\ l_n(t) \end{bmatrix} \quad (28)$$

Deve-se ressaltar que para cenários reais, as informações para o treinamento da RNA devem ser obtidas de outras maneiras. Os dados de desempenho das aeronaves podem proceder de vôos deste ou mesmo de vôos comerciais, desde que as manobras sejam realizadas manualmente ou o piloto automático esteja operando em modo básico, sem as funções de guidagem ativadas. Cabe destacar que os sistemas de navegação das aeronaves modernas são capazes de estimar com boa exatidão a posição da aeronave e sua velocidade inercial, bem como a velocidade do vento, e registrá-los de maneira que o pré-processamento das informações para o treinamento da RNA pode ser minimizado por intermédio da utilização dos registros de vôo disponíveis. Os níveis de ruído podem ser obtidos através de medições de vôos de teste e/ou de certificação das aeronaves, ou ainda de sistemas de monitoração.

Aqui, um perfil vertical de decolagem (ICAOA-1) e 35 rotas diferentes foram utilizadas para

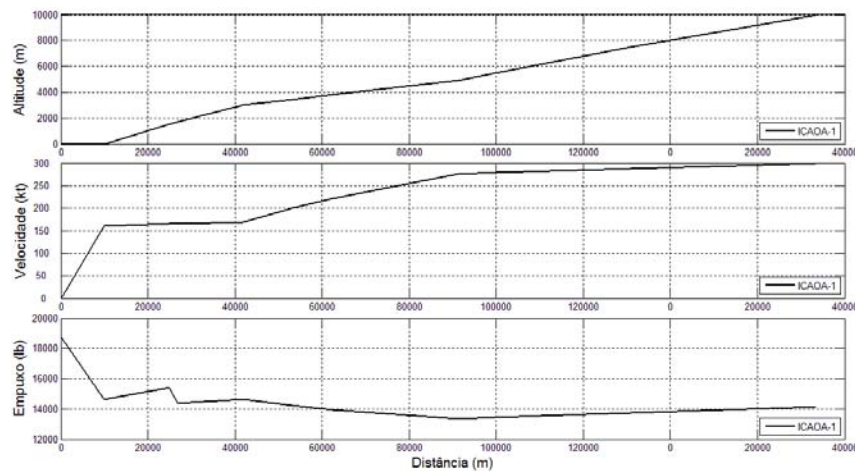


Figura 4: Altitude, velocidade e empuxo dos motores da aeronave A319-131 para o perfil de decolagem ICAOA-1

gerar a base de dados para o treinamento da rede neural artificial. A aeronave considerada é o Airbus A319-131. A Figura 4 apresenta os gráficos da altitude, da velocidade e do empuxo dos motores com relação a distância da pista para o perfil de decolagem usado.

O treinamento da RNA é realizado no ambiente computacional do Matlab, usando o algoritmo de retropropagação do erro de Levenberg-Marquardt. A função sigmoial é utilizada para a ativação dos neurônios da camada escondida, enquanto uma função linear é usada no neurônio da camada de saída. A Figura 5 apresenta os erros médios quadráticos obtidos para o treinamento, a validação e o teste da rede neural artificial.

A Tabela 1 apresenta resultados de uma validação da RNA após o treinamento, utilizando diferentes padrões. Nesta são mostrados os níveis de ruído esperados (obtidos usando o INM) e as estimativas realizadas pela rede neural. Considerando que uma diferença de 3 dB(A) é uma boa referência para mudança de percepção do ouvido humano, é direto observar a boa exatidão alcançada nas estimativas feitas pela RNA.

Tabela 1: Resultados de uma validação da RNA após o treinamento

Nível de ruído, dB(A)				Nível de ruído, dB(A)			
Diferença		Diferença		Diferença		Diferença	
Obtido	Esperado	%	dB(A)	Obtido	Esperado	%	dB(A)
13.0458	13.0000	0.0458	0.35	28.7447	28.8000	-0.0553	-0.19
13.0493	13.0000	0.0493	0.38	31.1129	31.1000	0.0129	0.04
15.4533	15.5000	-0.0467	-0.30	34.6137	35.0000	-0.3863	-1.10
15.4837	15.4000	0.0837	0.54	36.2187	36.1000	0.1187	0.33
18.7428	18.7000	0.0428	0.23	37.4389	37.5000	-0.0611	-0.16
20.9885	20.8000	0.1885	0.91	38.7185	39.0000	-0.2815	-0.72
22.0088	21.8000	0.2088	0.96	50.9295	51.1000	-0.1705	-0.33
24.0549	24.0000	0.0549	0.23	53.9153	53.8000	0.1153	0.21
25.7796	25.7000	0.0796	0.31	58.9113	59.0000	-0.0887	-0.15
28.7200	29.2000	-0.4800	-1.64	61.3013	61.0000	0.3013	0.49

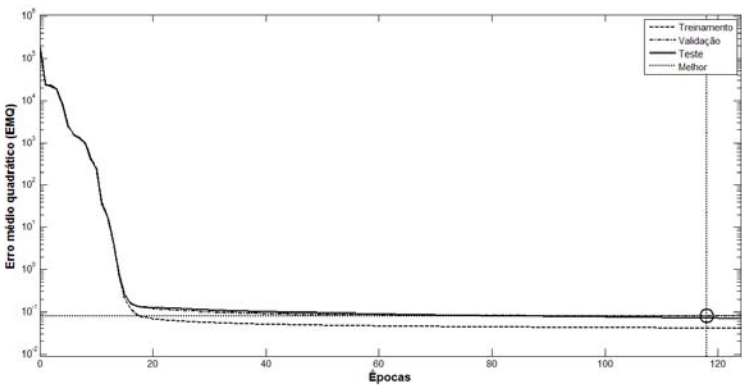


Figura 5: Erro médio quadrático para as etapas de treinamento, validação e teste da RNA

4. ESTUDO DE CASO

O estudo de caso apresentado considera duas trajetórias de decolagem diferentes de uma aeronave do tipo A319-131. As duas trajetórias utilizam o perfil vertical ICAO-1,

entretanto por rotas diferentes. A rota 1 é composta por uma curva à esquerda de 70 graus, com 6.48 km de raio, iniciada 1.852 km após o início da rolagem. A rota 2 é composta por uma curva a direita de 30 graus, com raio de 13,89 km, e é iniciada no mesmo ponto. Os níveis de ruído são estimados para uma localidade (receptor) próxima ao aeroporto para exemplificar o histórico temporal do ruído durante ambas as decolagens. A Figura 6 apresenta as trajetórias 3D realizadas pela aeronave e a posição do receptor. O terreno ao redor do aeroporto é considerado plano e nenhum obstáculo é considerado no sentido da propagação do som.

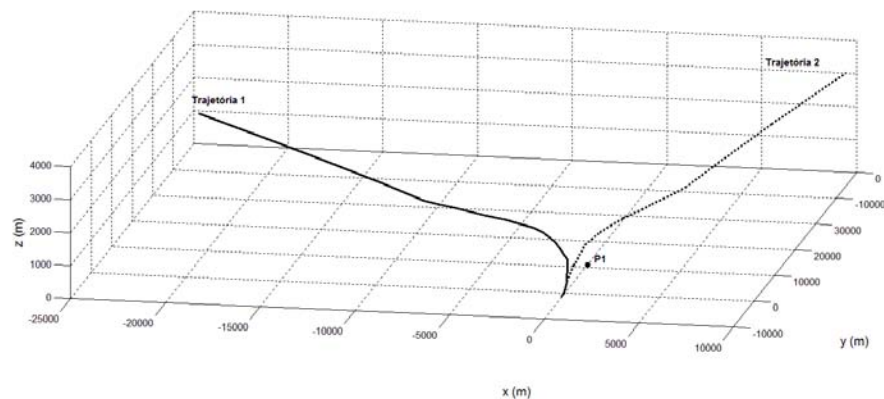


Figura 6: Trajetórias de decolagem e receptor considerado

A Figura 7 apresenta os níveis de ruído estimados na localidade P1 usando a rede neural artificial. A janela de tempo considerada é iniciada no ponto de arremetida e estende-se por aproximadamente 4 minutos. É fácil observar que o padrão de evolução dos níveis de ruído é bem relacionado com as trajetórias utilizadas (o posicionamento do receptor foi escolhido de maneira a ressaltar as diferenças). Os níveis de ruído para ambas as trajetórias aumentam à medida que a aeronave aproxima-se do ponto, alcança um nível máximo em um determinado ponto (instante de tempo), e em seguida começa a decair. A trajetória 2 é a que gera níveis de ruído mais altos, uma vez que faz com que a aeronave passe significativamente mais perto do receptor do que a trajetória 1. Pode-se observar, também, que o ruído gerado pela realização da trajetória 1 alcança um nível próximo ao nível máximo em um instante de tempo anterior em quase 1 minuto à ocorrência do nível máximo. Não é possível realizar este tipo de análise através de ferramentas tais como o INM.

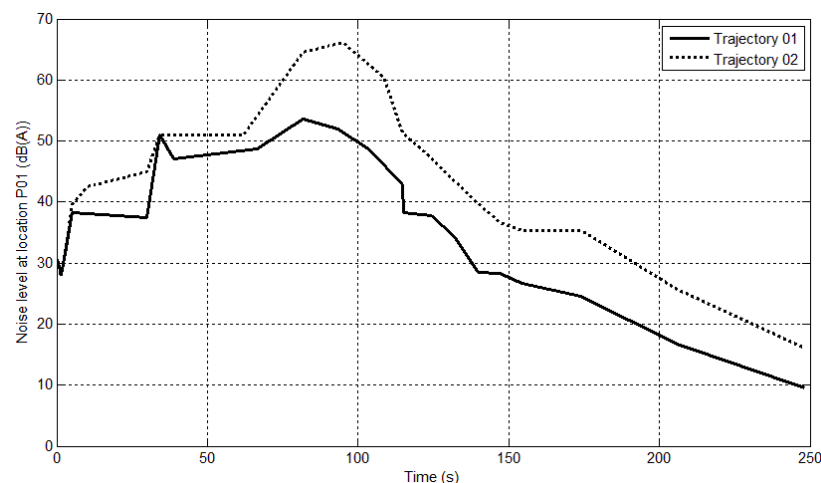


Figura 7: Níveis de ruído na localidade P1

O nível máximo de ruído, L_{Amax} , pode ser comparado ao nível calculado pelo INM com as mesmas informações de entrada de maneira a verificar a exatidão dos resultados, uma vez que o INM foi utilizado como o “mundo real” que proveu as informações para o treinamento da rede neural artificial. A Tabela 2 apresenta os níveis de ruído e a diferença entre eles. Os resultados obtidos através da RNA são compatíveis com os cálculos realizados pelo INM com exatidão menor do que 1,10% para ambas as trajetórias.

Tabela 2: L_{Amax} obtidos usando RNA e o INM

L_{Amax} , dB(A)		Diferença	
INM	RNA	%	dB(A)
53.90	53.57	-0.33	-0.61
65.20	66.13	0.93	1.43

5. CONCLUSÃO

Este trabalho abordou a previsão do impacto ambiental sonoro ao redor de aeroportos em função da movimentação de aeronaves de transporte. O foco do estudo é a estimação dos níveis de ruído em localidades específicas que incluam o histórico temporal de vido à movimentação de uma aeronave. A estimação é realizada por um modelo baseado em uma rede neural artificial multicamada. A propriedade plana da dinâmica de guiagem de uma aeronave permite que, a partir de uma trajetória conhecida, seja possível obter as entradas correspondentes para o sistema de guiagem, as quais são também características do ruído emitido pelo equipamento. Esses parâmetros de desempenho são usados como entradas para o modelo de ruído, para estimar o histórico dos níveis em localidades específicas próximas ao aeroporto. A ferramenta obtida é promissora para a realização de avaliações de impacto ambiental sonoro, além de análise de dispersão de trajetórias e no desenvolvimento de novos procedimentos locais para minimização de ruído, uma vez que é diretamente relacionada à dinâmica do voo.

Agradecimentos

Os autores agradecem a Capes pelo suporte no desenvolvimento deste trabalho.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ¹European Community (2003) SOURDINE II, Study of Optimisation Procedures for Decreasing the Impact of Noise II, Competitive and Sustainable Growth Program, European Community.
- ²Nejjari, F., X. Prats, V. Puig, J. Quevedo, M. Polit, B. Ouattara and F. Mora-Camino (2005), Containing Aircraft Noise at Take-off : a Mathematical Programming Approach, Proceedings Inter-noise.
- ³Federal Aviation Administration (2007) Integrated Noise Model (INM) Version 7.0 User's Guide".
- ⁴Nelson R (2007) "Flight Stability and Automatic Control", McGraw Hill.
- ⁵Phillips, N.F. (2008) Mechanics of Flight, John Wiley & Sons.
- ⁶F. Mora-Camino (2009) ICAO Annex 16, Lecture notes, EASA, Köln.
- ⁷N. Peake (2007) The Mathematics of Aircraft Noise, University of Cambridge, Mathematics.
- ⁸Plotkin, K.J. (2001) The Role of Aircraft Noise Simulation Models, Proceedings Inter-noise.
- ⁹Zaporozhets, O.I. and V.I. Tokarev (1998) Aircraft Noise Modelling for Environmental Assessment around Airports, Applied Acoustics, 55(2), 99-127.
- ¹⁰Jean Lévine J. (2004) On Flatness Necessary and Sufficient Conditions, Proceedings of 6th IFAC Symposium on Nonlinear Control Systems, NOLCOS, Stuttgart.

- ¹¹Lu, W.C., L. Duan, F.B. Hsiao and F. Mora-Camino (2008) “Neural Guidance Control for Aircraft Based on Differential Flatness”, *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, vol.31, n°4, pp.892-898.
- ¹²Valim, F.; Slama, J. G. Aircraft Movement Indicator (2008) SAE BRASIL Noise and Vibration Conference, Florianopolis. Proceedings of the 2008 SAE BRASIL Noise and Vibration Conference. São Paulo: SAE.
- ¹³Revoredo, T. C ., Slama, J. G ., Magina, R. & Mora-Camino, F. (2007) Noise metrics and zoning around brazilian airports, Proceedings of the 19th International Congress of Mechanical Engineering.
- ¹⁴Haykin, S. (1994) *Neural Networks, a Comprehensive Foundation*, Macmillan Publishing Company, N.J..
- ¹⁵Flies, M., Lévine, J., Martin, P. & Rouchon, P. (1999) A lie-bäcklund approach to equivalence and flatness of nonlinear systems, *IEEE Transactions on automatic control*.

Téo Cerqueira Revoredo (teorevored@ yahoo.com.br)

Jules Ghislain Slama (julesslama@ yahoo.com.br)

Programa de Engenharia Mecânica, COPPE/UFRJ, Centro de Tecnologia, Bloco G, Cidade Universitária, Ilha do Fundão, CEP 21945-970, Rio de Janeiro, RJ, Brasil

Felix Mora-Camino (felix.mora@ enac.fr)

Département de Transport Aérien, École Nationale de l'Aviation Civile

7, avenue Edouard Belin – BP 54005, 31055 Toulouse Cedex 4