



08 a 11 de Outubro de 2018
Instituto Federal Fluminense
Búzios - RJ

MODELAGEM DE MEDIDOR DE VAZÃO CALORIMÉTRICO NÃO INTRUSIVO POR REDE NEURAL ARTIFICIAL

Tiago Motta Quirino^{1,2} – tqmotta@gmail.com

Jonatas Motta Quirino^{3,4} – quirinojm@gmail.com

Jorge Luis Machado do Amaral³ – jamaral@uerj.br

Bruno Santos Nepomuceno⁵ – bnsantus@hotmail.com

José Rodrigo Castro Silva^{3,6} – rodrigopibf@hotmail.com

¹ Universidade Federal de Juiz de Fora – Juiz de Fora, MG, Brasil

² Faculdade Pitágoras – Juiz de Fora, MG, Brasil

³ Universidade do Estado do Rio de Janeiro – Rio de Janeiro, RJ, Brasil

⁴ Universidade Santa Úrsula – Rio de Janeiro, RJ, Brasil

⁵ Instituto SENAI de Tecnologia Automação & Simulação – Rio de Janeiro, RJ, Brasil

⁶ Transpetro, Malha de Dutos Norte Fluminense – Rio de Janeiro, RJ, Brasil

Resumo. A medição de vazão considera várias exigências não satisfeitas, estimulando o interesse no desenvolvimento de métodos para medição de vazão. Tratando-se a questão da intrusividade no sistema de operação, se propõe o sistema de medição termal não intrusivo para pequenos diâmetros e baixas vazões de ar. O mesmo se baseia no conceito da convecção forçada, por isso são instalados um conjunto de sensores de temperatura e um aquecedor na parede externa de uma tubulação, a variação da vazão acarreta distúrbios na distribuição de temperaturas do tubo. Neste Sistema, pela medição da temperatura, Redes Neurais Artificiais são utilizadas para inferir a relação entre a variação térmica na parede do tubo e a vazão. Sabe-se que as Redes Neurais possuem a capacidade de compensar erros sistemáticos e assim finalmente se obtém erros relativos do sensor de aproximadamente 5%.

Palavras-Chave: Redes Neurais Artificiais, Instrumentação, Vazão

1. INTRODUÇÃO

No intuito de satisfazer a exigência de não haver perturbação do medidor no escoamento é proposto o sistema de medição de vazão pelo efeito termal não intrusivo com aplicação mais interessante para baixas vazões de ar e pequenos diâmetros da tubulação, pois tal classe de medidores apresenta alguma superioridade em relação a outros, como afirma Ashauer et al. (1999).

Um dos princípios de um medidor de vazão termal se fundamenta na detecção do padrão de assimetria do perfil de temperaturas, na região próxima ao elemento aquecedor, pois ocorre resfriamento não uniforme pela ação do fluido em movimento. Supondo uma situação de fluido estático na tubulação a distribuição espacial da temperatura em relação ao elemento de aquecimento é considerada simétrica. Quando o fluido se encontra em movimento existe uma assimetria de tal perfil de temperatura no sentido do movimento do fluido gerado pela convecção, como esboçado na FIGURA 1. De acordo com a organização dos componentes sensores e atuadores térmicos, se implementa um calorímetro termal.

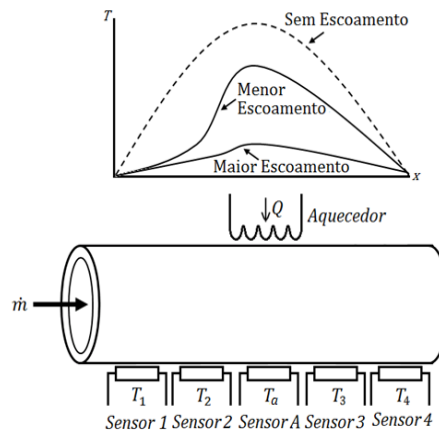


Figura 1 - Esquemático do arranjo dos componentes.

Os medidores podem ser classificados pela intrusão ou invasão na medição, respectivamente, dependendo dos distúrbios na grandeza medida ou rompimentos dos limites físicos, conforme representado na FIGURA 2. Sendo assim, no medidor não intrusivo o elemento transdutor não obstrui o escoamento, o que proporciona uma série de vantagens em comparação com os medidores intrusivos, tais como: inexistência de perda de carga pelo medidor, facilidade de instalação, preservação dos sensores e prevenção de contaminação do fluido. Sendo que a flexibilidade obtida por um sensor não intrusivo pode ser considerada a principal vantagem (Sazhim, 2013).

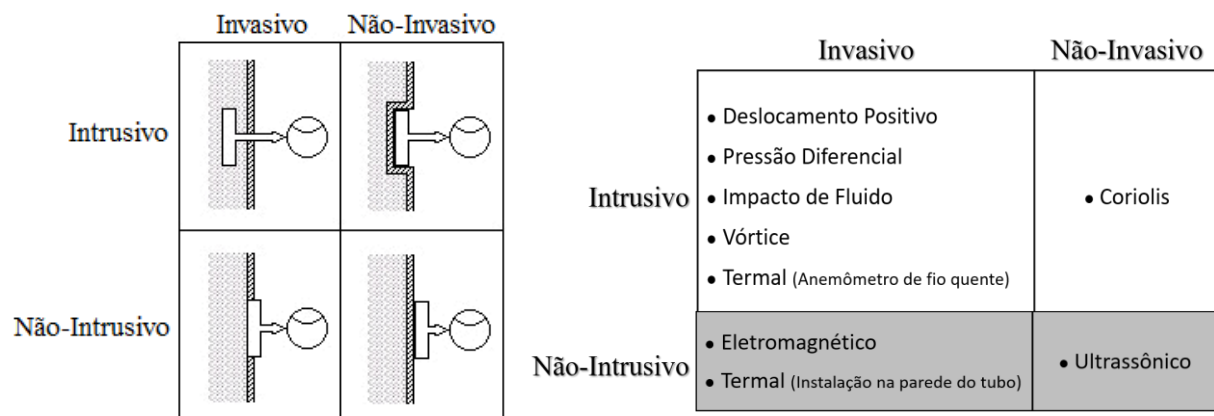


Figura 2- Caracterização dos sensores.

Como apresentado na FIGURA 2 são poucos os medidores não intrusivos. Mas o fato do elemento transdutor ser instalado na parede da tubulação é um desafio, pois aumenta a possibilidade de interferências térmicas e erros de medição; e além disso, a modelagem matemática para o sensor considera muitos parâmetros e variáveis, o que poderia impossibilitar o desenvolvimento do medidor.

Essas dificuldades tornam conveniente a utilização de Redes Neurais Artificiais para inferência da vazão a partir da distribuição das temperaturas na parede do tubo, pois são técnicas computacionais de processamento de informação caracterizadas por aprender padrões quando apresentados conjuntos de dados de treinamento, mesmo que o conjunto represente a realidade proposta de maneira incompleta e imprecisa. Ainda possuem a capacidade de generalização, respondendo de maneira satisfatória a conjuntos de dados que não foram aprendidos pela rede (Haykin, 2009). Logo, existe o objetivo de pesquisar e desenvolver um medidor de vazão termal não intrusivo e inteligente para baixas vazões de ar (15 m³/h a 50 m³/h, limites determinados pela capacidade da bancada de testes) utilizando o princípio da distribuição de temperaturas na parede do tubo. Ele deve ser não intrusivo e possuir erro médio aproximadamente de 3%.

2. SISTEMA DE MEDIÇÃO

O escoamento ocasiona transferência de calor entre uma superfície aquecida e o fluido, pela diferença de temperaturas e pelo movimento infligido entre os mesmos. Tal efeito térmico é detectado por uma combinação de elementos sensores de temperatura. O posicionamento dos sensores de temperatura em relação ao resistor pode ser feito de diferentes maneiras, conforme afirmam Elwenspoek (1999), sendo explorado nesse trabalho a montagem de um medidor de vazão calorímetro.

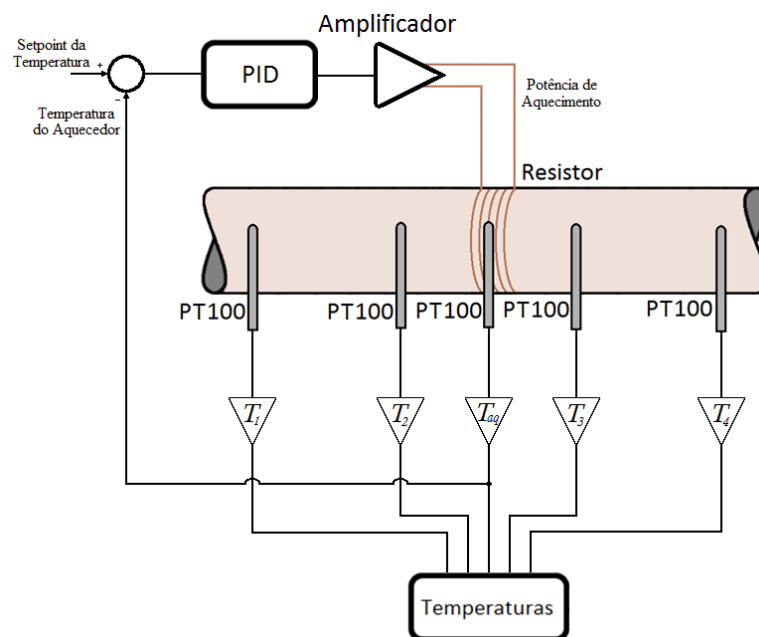


Figura 3 - Diagrama de Controle e Medição.

2.1 Calorímetro Não-Intrusivo

A arquitetura calorímetro consiste no posicionamento dos sensores de temperatura no entorno do resistor, o calor é transferido por condução pelo fluido e pela parede do tubo.

Um conjunto de cinco sensores de temperatura PT100 e um resistor de aquecimento são instalados na superfície externa da tubulação de maneira a se obter a distribuição térmica na parede do tubo como efeito combinado do aquecimento pelo resistor, e resfriamento pelo escoamento. A temperatura do resistor é mantida em um valor pré-estabelecido pela lógica de controle PID e os dados de todos os sensores são armazenados, como representado no diagrama da FIGURA 3.

2.2 Procedimento Experimental

O procedimento experimental consiste no controle da temperatura do resistor armazenando-se os dados dos sensores. Sendo possível o controle da vazão na tubulação e a temperatura inicial do fluido se estabelecem valores de vazão para repetição do experimento. Os valores de vazão são conhecidos por um medidor turbina de referência. Evitando a deriva da temperatura no sistema, também se mantém a temperatura do resistor em um valor pré-determinado. Como apresentado na FIGURA 4, o experimento foi executado 10 vezes disassociadas, percorrendo o intervalo de vazões entre 15 m³/h e 50 m³/h, com incrementado de aproximadamente 3 m³/h, perfazendo 11 medições para cada execução do procedimento, perfazendo um total de 110 medições, compondo assim um conjunto de dados para parametrização e avaliação.

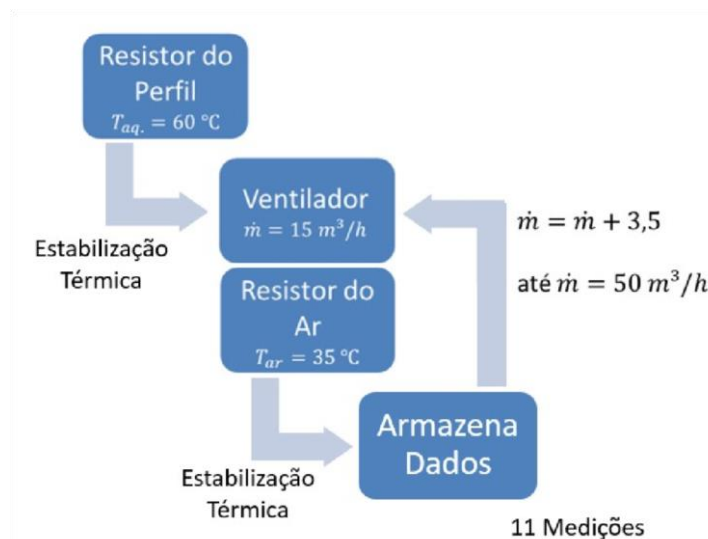


Figura 4 - Fluxograma do procedimento experimental.

3. MODELAGEM DO MEDIDOR

Reconhece-se a ausência de modelos físicos adequados para regressão da vazão a partir das temperaturas do perfil, mas as Redes Neurais Artificiais se apresentam como método interessante para regressão, por serem consideradas aproximadores universais de funções.

Ainda graças a capacidade de reconhecimento de padrões as mesmas possuem a possibilidade de evitar erros sistemáticos.

3.1 Redes Neurais Artificiais

O conceito das Redes Neurais Artificiais (RNA) se inspira no complexo sistema nervoso existente nos Seres Vivos, sendo formada por uma ou várias unidades processadoras básicas interligadas. Tais unidades podem ser dispostas em várias camadas. A conexão entre as unidades processadoras é feita através do peso sináptico, que define a influência entre as unidades processadoras interligadas (Dayhoff, 1990).

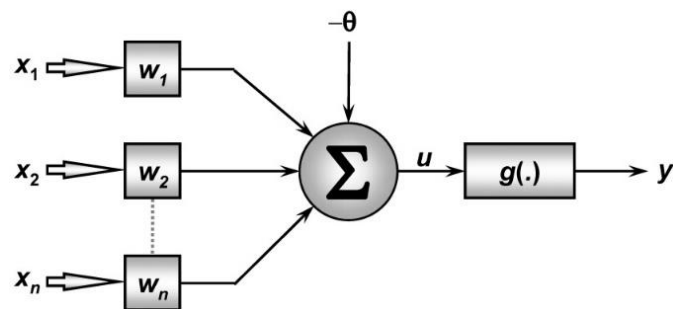


Figura 5 - Representação de um Neurônio Artificial.

A FIGURA 5 mostra a arquitetura de uma rede neural simples com um neurônio em uma única camada, onde x_1, x_2, \dots, x_n representam os dados de entrada. O bloco somatório realiza a soma ponderada das entradas com os pesos w_1, w_2, \dots, w_n , conforme a EQUAÇÃO 1. Os pesos são os elementos que armazenam o padrão da rede, os mesmos devem ser ajustados para que a saída seja aproximada ao valor desejado de acordo com as entradas apresentadas (Silva, 2010).

$$u = \sum_{i=1}^n x_i w_i - \theta \quad (1)$$

O resultado da soma ponderada é então aplicado em uma função de ativação $g(\cdot)$ conforme a EQUAÇÃO 2. Existem várias funções de ativação, mas tipicamente são utilizadas as funções tangente hiperbólica e função linear, representadas na FIGURA 6.

$$y = g(u) \quad (2)$$

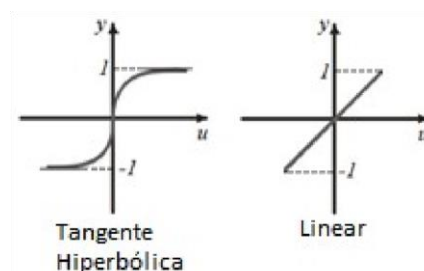


Figura 6 - Funções de ativação típicas.

As Multi Layer Perceptron (MLP) são redes neurais nas quais os neurônios são dispostos em múltiplas camadas com vários neurônios, conforme a FIGURA 7 (Silva, 2010); essas conseguem representar funções não linearmente separáveis e realizar a aproximação de qualquer função com um erro arbitrariamente pequeno (Haykin, 2009). As camadas escondidas são as camadas intermediárias, cujos pesos armazenam os padrões das informações na RNA, enquanto as camadas de entrada e saída adequam os dados a serem apresentados a RNA.

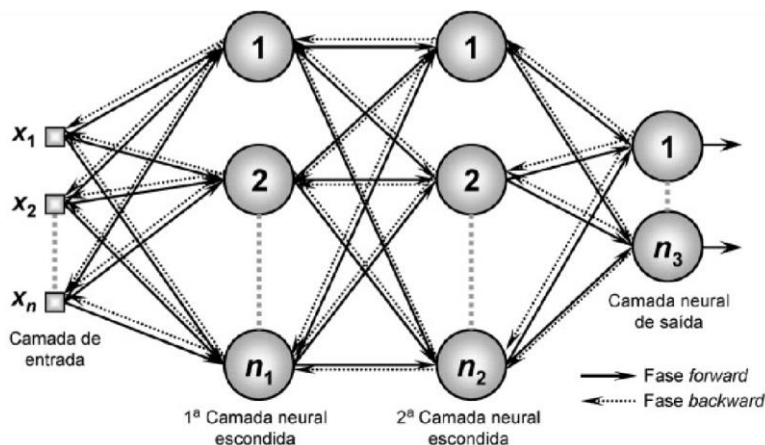


Figura 7 – Rede MLP e aprendizado por retropropagação do erro

O aprendizado das MLPs ocorre pelo algoritmo de retropropagação do erro (backpropagation), que é otimizado pelo método de Levenberg-Marquardt, desenvolvido para resolver iterativamente problemas de minimização do erro de funções não lineares valendo-se do método de mínimos quadrados (Silva, 2010). Este algoritmo propõe uma solução de compromisso entre o algoritmo de gradiente descendente e o método iterativo de Gauss-Newton, de acordo com a EQUAÇÃO 3 como regra de atualização dos pesos (Haykin, 2009).

$$W^{i+1} = W^i - (J^T J + \mu I)^{-1} \cdot \nabla E(W^i) \quad (3)$$

Sendo W a matriz dos pesos, i a época de treinamento. A matriz hessiana é aproximada por $(J^T J + \mu I)^{-1}$, onde J é o jacobiano, μ o fator de ajuste e ∇E é o gradiente do erro médio quadrático para a matriz de pesos da época. Este gradiente também pode ser escrito como: $J^T e$ onde e representa o erro nas saídas da rede.

Para que a rede tenha uma boa capacidade de generalização, utiliza-se o treinamento com validação cruzada (cross validation), evitando o treinamento excessivo (overfitting), que diminui a capacidade de generalização, exemplificado na FIGURA 8 (Bishop, 2001).

Os dados são divididos em conjunto de treinamento e teste, onde são implementadas as temperaturas do conjunto de treinamento na RNA em relação as respectivas vazões, para que a RNA aprenda o padrão entre as temperaturas medidas e a vazão. Posteriormente as temperaturas do conjunto de dados de teste são implementadas à rede para determinação do erro, ou seja, com dados não utilizados anteriormente, conforme a FIGURA 9.

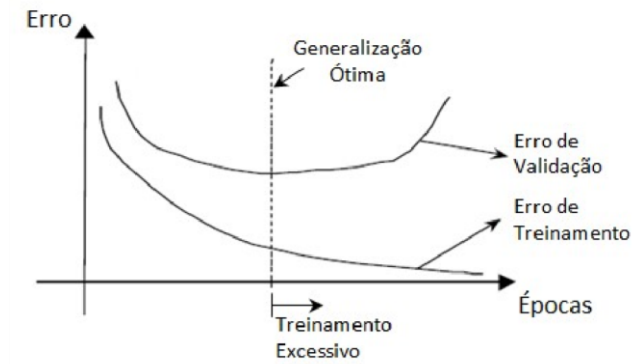


Figura 8 – Curvas de erro exemplificando o treinamento excessivo.

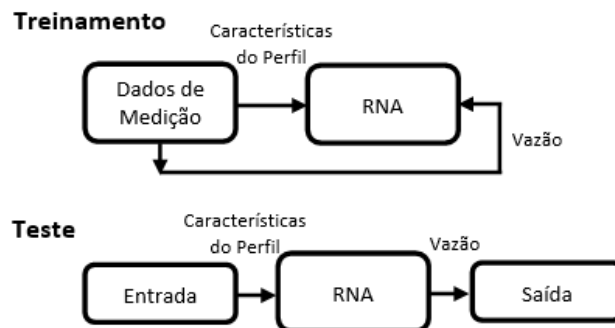


Figura 9 – Treinamento e Teste da Rede Neural Artificial.

4. RESULTADOS

Após os pesos estarem ajustados, os dados de temperatura do conjunto de teste que não foram utilizados na parametrização da RNA são apresentados, gerando o gráfico de vazões como resultado da RNA na FIGURA 10. O mesmo pode ser comparado com o gráfico dos dados de vazão de referência esperados para cada valor de temperatura aplicado a RNA.

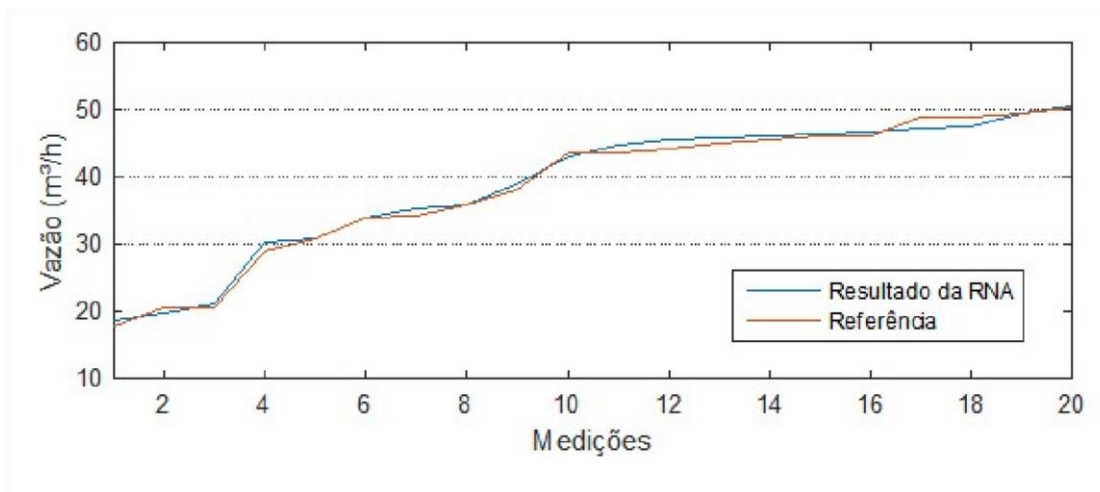


Figura 10 – Vazão de referência medida e vazão inferida da RNA.

A TABELA 1 apresenta métricas do erro, considerando o desvio padrão, erro médio, erro médio quadrático, e erro máximo.

Tabela 1 – Métrica de erros

Desvio Padrão	Erro Relativo Máximo	Erro Relativo Médio	Erro Médio Quadrático
2,5 m ³ /h	4,7%	2,1%	0,8

5. CONCLUSÃO

A implementação de sistemas inteligentes, em especial as redes neurais artificiais, na instrumentação colabora com novas possibilidades de configuração de sensores, pois permitem a modelagem empírica e corrigem erros implícitos do sistema quando treinadas.

Reconhece-se que o medidor de vazão termal não intrusivo desenvolvido é aplicável quando modelado com redes neurais artificiais, pois o sistema é capaz de medir com erro relativo médio de 2,1% para o intervalo de vazões de 15m³/h a 50m³/h.

É possível comparar o medidor proposto com outros medidores de vazão termais intrusivos, como realizado por Quirino et. al. (2015), e ainda o medidor de vazão termal não intrusivo desenvolvido por Oliveira (2010). Para tanto os dados de vazão são convertidos para a unidade kg/s e apresentados na TABELA 2.

Tabela 2 – Comparação entre medidores de vazão termais

Desenvolvedor	Vazão	Temperatura	Intrusivo	Erro
KOBOLD Instruments Inc.	0,0013 – 0,0524 kg/s	20 – 70°C	Sim	4%
HÖNTZSCH GmbH	0,0013 – 0,0524 kg/s	20 – 70°C	Sim	4%
SIERRA Instruments Inc.	0,0013 – 0,2619 kg/s	40 – 400°C	Sim	2%
MVT Anemômetro de Oliveira (2010)	0,0033 – 0,0128 kg/s	25 – 80°C	Não	3%
MVT Calorímetro (Proposto)	0,0054 – 0,0179 kg/s	35 – 60°C	Não	2%

Logo, pode-se perceber que o medidor de vazão termal calorimétrico não intrusivo proposto é competitivo ante outras possibilidades de medidores de vazão que atendam características similares.

Agradecimentos

À FAPERJ (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Rio de Janeiro) pelo financiamento do projeto, ao SENAI por todo apoio e à UERJ que cedeu os laboratórios para realização da pesquisa: LSE-UERJ (Laboratório de Sistemas Inteligentes) e LARISAUERJ (Laboratório de Redes Industriais e Sistemas de Automação).

REFERÊNCIAS

- ASHAUER, M., H. GLOSCH, F., HEDRICH, N., HEY, H., SANDMAIER AND W. LANG. Thermal flow sensor for liquids and gases based on combinations of two Principles. *Sensors and Actuators*, 73, 1999, pp. 7-13.
- BISHOP, C. M. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press, New York, 2001.
- DAYHOFF, J. E. *Neural Network Architectures an Introduction*, London, Van Nostrand Reinhold, 1990.
- ELWENSPOEK, M. Thermal flow micro sensors, *CAS 99*, V. 2, 1999, pp. 423-425.
- HAYKIN, S. *Neural Networks and Learning Machines*, Prentice Hall v.10, 2009.
- OLIVEIRA, M. A. A. Desenvolvimento de um Medidor de Vazão Termal Inteligente, Dissertação de Mestrado, Rio de Janeiro, UERJ/PEL, 2010.
- QUIRINO, T. M. Desenvolvimento de um Medidor de Vazão Não Intruzivo Utilizando Calorimetria Inteligente. Dissertação. Universidade do Estado do Rio de Janeiro, 2015.
- QUIRINO, T. M.; SOUZA, J. B.; AMARAL, J. L. M.; AMARAL, J. F. M.; OLIVEIRA, M. A. A. Computation Intelligent Methods Applied for Modeling and Adjustment of a Thermal Flow Meter, *International Journal of Mechanical Engineering and Automation*, Volume 2, Number 3, 2015, pp. 127-134.
- SAZHIN, O. 2013. Novel mass air flow meter for automobile industry based on thermal flow microsensor. I. Analytical model and microsensor. *Flow Measurement and Instrumentation*, 30,60–65.
- SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. *Redes Neurais Artificiais: para engenharia e ciências aplicadas*. São Paulo: Artliber, 2010.

APPENDIX A

NON-INTRUSIVE CALORIMETRY FLOW METER MODELING BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Abstract. *The flow measurement still considers several requirements not satisfied, stimulating the interest in the development of methods for flow measurement. In order to address the intrusiveness of the operating system, the non-intrusive thermal measurement system is proposed for small diameters and low air flows. The same is based on the concept of forced convection, so a set of temperature sensors and a heater are installed in the outer wall of a pipe, the flow variation causes disturbances in the pipe temperature distribution. In this system by the measurement of the temperature using Artificial Neural Networks to infer the relation between the thermal variation in the wall of the tube and the flow, knowing that the Neural Networks have the capacity to compensate systematic errors and thus finally to obtain relative errors of the sensor approximately 5%.*

Keywords: *Artificial Neural Networks, Instrumentation, Flow*