



Identificação de um sistema térmico de baixo custo

Identification of a low-cost thermal system

Matheus de Souza Corrêa (orientado) *, Alessandro N. Vargas (orientador) †

RESUMO

Com base em um experimento térmico de baixo custo com o uso de componentes básicos de eletrônica, este artigo aborda a identificação de sistemas não-lineares. Com o intuito de aplicar metodologias de controle em sistemas de aplicação acessível à grande parte dos estudantes da área. Não limitando-se apenas a um reconhecimento de sistema, tendo a capacidade de expandir e realizar a aplicação de diferentes controladores, como um PID. Apesar do sistema ser simples, sua característica não-linear gera uma dificuldade no reconhecimento, possibilitando o uso de técnicas pouco comentadas em salas de aula de graduação. O sistema foi reconhecido utilizando técnicas de modelagem específicas para estas não-linearidades. Ademais foi realizado uma predição do sistema, utilizando redes neurais e como ferramenta de apoio, o software Matlab, resultando em modelos satisfatórios para o sistema. Concluindo que é possível realizar estudos em áreas de controle e identificação de sistemas não-lineares, pouco debatidas na graduação, de maneira acessível.

Palavras-chave: Sistemas Térmicos. Circuito. Modelagem. Redes Neurais

ABSTRACT

Based on a low-cost thermal experiment using basic electronic components, this article addresses the identification of non-linear systems. In order to apply control methods in an application system accessible to most students in the area, not limited to just a system recognition, having an ability to expand and perform an application of different drivers, such as a PID. Although the system is simple, its non-linear characteristic makes recognition difficult, making it possible to use techniques little commented on in undergraduate classrooms. The system has recognized specific modeling techniques for these nonlinearities. Furthermore, a prediction of the system was performed, using neural networks and using Matlab software as a support tool, resulting in satisfactory models for the system. It is possible to conclude that it is workable to carry out studies in non-linear systems identification and control areas, that are little debated at the undergraduate level, in an accessible way.

Keywords: Thermal Systems. Circuit. Modeling. Neural Networks

1 INTRODUÇÃO

Os primeiros sistemas térmicos surgiram na grande Revolução Industrial. Movimento de transformação cultural e tecnológica, trouxe consigo a primeira máquina a vapor. Explorando o conceito de calor, como forma de energia, a máquina transformava a pressão e temperatura do vapor da água em energia mecânica. Suas primeiras aplicações foram na indústria têxtil, passando por metamorfoses até os dias de hoje

DEWITT et al. (2005) afirma que a engenharia de sistemas térmicos está relacionada com o formato de uso da energia em benefício da indústria. Em um mercado industrial cada vez mais competitivo, a busca por soluções

* DAELE, COEAU, Controle e Automação; matheuscorrea@alunos.utfpr.edu.br; <https://orcid.org/0000-0001-8503-8160>.

† DAELE, COEAU, Controle e Automação; vargas.alessandro@gmail.com; <https://orcid.org/0000-0002-1548-6299>.



de controle de processos de sistemas térmicos vem aumentando exponencialmente. Gerando uma obrigação para a Engenharia de Controle e Automação suprir as necessidades.

Mas como é possível desenvolver estudos acerca de sistemas térmicos de maneira economicamente viável? De acordo com Freire (1996) para compreender a teoria preciso experienciá-la. Um dos grandes problemas do estudo na área de controle é o acesso a equipamentos didáticos, dessa forma obstando o fomento do ensino e da pesquisa no campo. Em contra partida existem os equipamentos de baixo custo, que visam a possibilidade de estudar os conceitos de controle em equipamentos de menor escala e custo reduzido, como no caso deste estudo.

Segundo Barros e Cavalcante (2010) com o advento tecnológico, cada vez mais os componentes eletrônicos, envolvem algum tipo de programação ou controle, realizados por componentes digitais. Dessa forma o limite entre hardware software vem se tornando tênue. Dessa forma microcontroladores para realizar a comunicação com a eletrônica foram desenvolvidos. O Arduino é o mais conhecido destes, com o intuito de permitir uma comunicação acessível à componentes eletrônicos para diversas aplicações. Devido a sua fácil acessibilidade, o Arduino vem tomando conta das áreas educacionais e aplicações de controle de baixo custo.

Para Ljung (1987) os sistemas são geralmente objeto de pesquisas em que diferentes tipos de variáveis produzem sinais observáveis. Sinais de interesse são chamados de *output*, e externos são conhecidos como *input*. Devido a necessidade de representar sistemas reais cada vez mais complexos tornou-se essencial buscar métodos para representações não-lineares. Em Billings (1980) o autor apresenta alguns métodos de identificação de sistemas não-lineares como os de séries funcionais, métodos Wiener e algumas de suas variações, série de Volterra e técnicas no domínio da frequência. A linearidade significa que as propriedades locais do sistema também são válidas globalmente. A não-linearidade é a ausência dessa propriedade, afirma Johansson (1999).

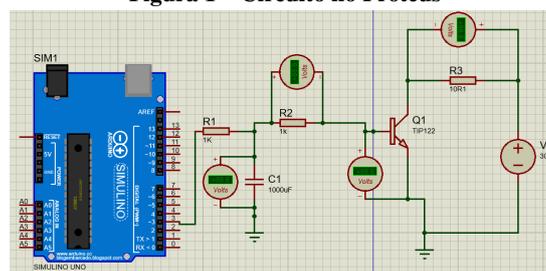
As redes neurais são sistemas computacionais baseado no sistema nervoso central, são capazes de encontrar padrões em dados experimentais. Desta forma as redes são capazes de realizar a predição de sistemas complexos. “A origem da teoria das redes neurais remonta aos modelos matemático, de neurônios biológicos”(KOVÁCS, 2002, p. 13)

Para realizar o reconhecimento de um sistema térmico de baixo custo com características não-lineares, foram utilizadas técnicas de modelagem de sistemas não-lineares e predição do sistema utilizando redes neurais.

2 MÉTODO (OU PROCEDIMENTOS OPERACIONAIS DA PESQUISA)

A Figura 1 representa o circuito modelado no Proteus, um software para criação de projetos eletrônicos. Foi utilizada uma saída PWM do Arduino, transformada em uma saída de tensão analógica por um filtro passa-baixa. Conforme a tensão de saída analógica aumenta, o TIP122 NPN permite uma maior passagem de corrente. Esta é responsável por aquecer o resistor de potência, R3 de 10 Ω .

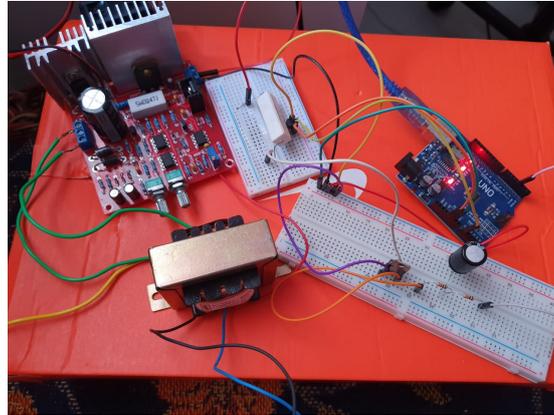
Figura 1 – Circuito no Proteus



Fonte: Autoria própria (2021).

A Figura 2 mostra o circuito que foi montado a partir dos testes no Proteus com o sensor de temperatura LM35.

Figura 2 – Circuito montado



Fonte: Autoria própria (2021).

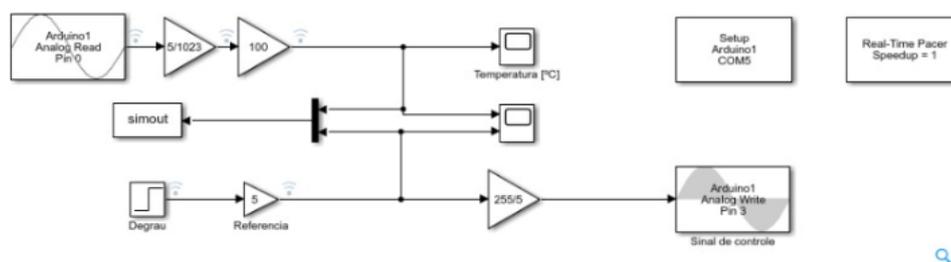
A obtenção de dados foi feita a partir dos experimentos no Simulink embarcado com o Arduino como na figura 3. Foram realizados oito experimentos, com diferentes valores de tensão PWM do Arduino descritos como entrada em degrau no quadro 1.

Quadro 1 - Entradas do degrau

Degrau	5.0	4.5	4.2	4.0	3.5	3.2	3.0	2.5
---------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Fonte: Autoria própria (2021).

Figura 3 – Simulink conectado ao Arduino para obtenção de dados



Fonte: Autoria própria (2021).

A tensão foi alterada para cada um dos testes, o aquecimento do resistor é inicializado vinte segundos após a inicialização no Simulink, tendo mil segundos de duração total, tornando possível uma boa análise da curva.

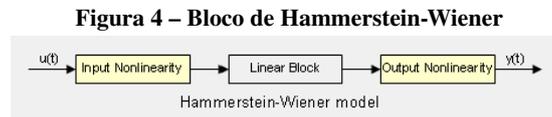
2.1 Modelagem do Sistema

A modelagem do sistema foi feita a partir de uma *toolbox* do Matlab, “*System Identification*”, no qual é possível fazer um reconhecimento preciso de diferentes sistemas. No caso o sistema estudado é um sistema não-linear, pois o aumento da temperatura do resistor não acompanha o comportamento linear do tempo.

No “*System Identification*”, aplicou-se o método de modelagem de sistemas não-lineares Hammerstein-Wiener, em todos os conjuntos de dados, obtidos experimentalmente, utilizando a função “*merge*”, função esta que une todos os conjuntos de dados em um conjunto único, gerando uma curva de dados média.

2.1.1 Hammerstein-Wiener

É um modelo de modelagem computacional no formato de blocos, responsável pela descrição da dinâmica de sistemas, essencialmente utilizado para sistemas não-lineares como o estudado, representado pela figura 4.



Fonte: Autoria própria (2021).

No bloco de entrada não-linear foi utilizado o método “*Piecewise Linear*”. No bloco linear foram realizados testes para encontrar a melhor combinação de polos e zeros possíveis para um modelo com boa representatividade.

2.1.2 Piecewise linear system

É uma quebra da função em intervalos, definindo para cada intervalo ou *breakpoints*, uma representação, facilitando o entendimento de uma função complexa, tornando a modelagem através desses intervalos mais simples.

2.2 Redes Neurais para predição do sistema

A rede neural foi gerada através da ferramenta “nftool” do MatLab, esta ferramenta permite um treinamento de rede de maneira simples e intuitiva. Nesta ferramenta os dados experimentais foram utilizados para o treinamento da rede, utilizando a tensão como entrada e o valor da temperatura como saída. Entretanto como o sistema é variante no tempo, foi necessário adicionar a variação temporal em segundos como entrada, pois para cada intervalo de tempo tem-se uma temperatura diferente para a mesma tensão, logo para o treinamento da rede o sistema apresenta duas entradas para uma saída. Seis experimentos foram utilizados para o treinamento e os outros dois para os testes de validação. A rede deve ser capaz de identificar os padrões do sistema após o treinamento, representando-o corretamente para entradas de tensões diferentes das utilizadas no treinamento.

3 RESULTADOS

Realizou-se a simulação do modelo com os dados do experimento, assim como o treinamento da rede, com o intuito de encontrar resultados capazes de representar da maneira mais próxima ao sistema real.

3.1 Resultados do modelo

Após realizar a simulação dos modelos para os oito conjunto de dados, foram encontrados os seguintes valores de assertividade do modelo para as saídas de cada um dos degraus, descritos no quadro 2.

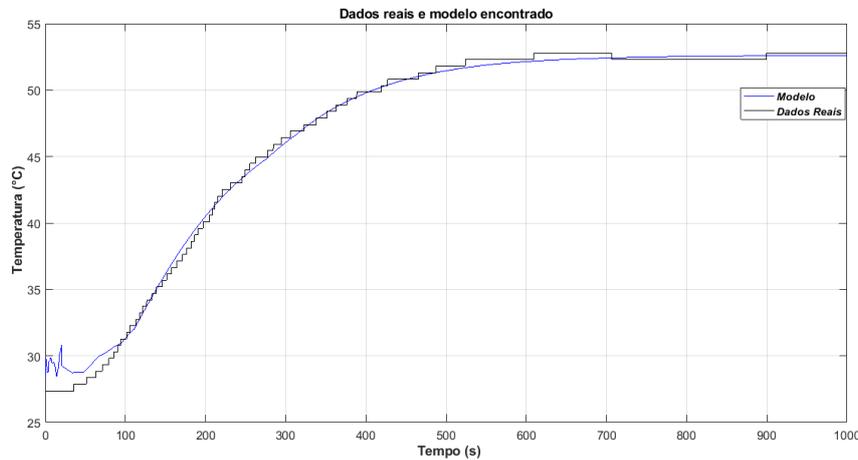
Quadro 2 - Relação entre dados experimentais e modelo encontrado.

Degrau	5.0	4.5	4.2	4.0	3.5	3.2	3.0	2.5
Assertividade	93.56%	90.76%	95.87%	90.44%	93.05%	94.73%	95.48%	95.69%

Fonte: Autoria própria (2021).

Com o intuito de melhor entendimento, tem-se na figura 5, tem-se os oito conjuntos de dados reais, obtidos pela aplicação das diferentes tensões, unidos pela ferramenta “merge” do “System Identification”, e o seu modelo encontrado.

Figura 5 – Resultado gráfico do modelo



Fonte: Autoria própria (2021).

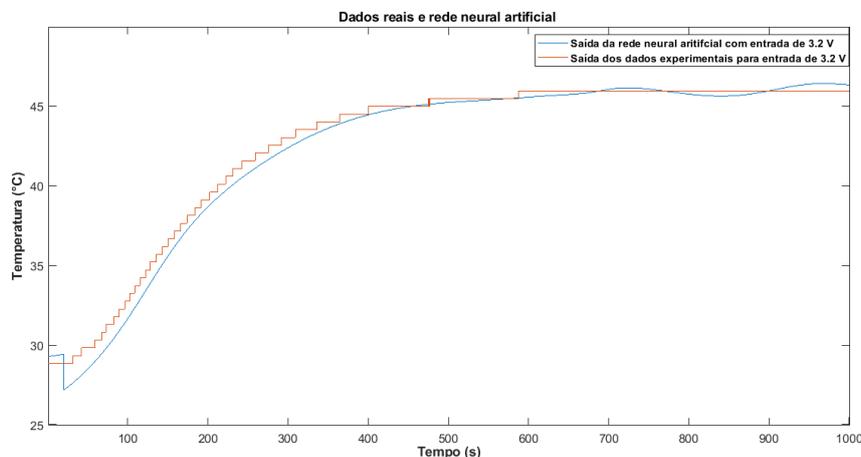
Transferindo o modelo Hammerstein-Wiener para a área de trabalho do Matlab é possível encontrar a função transferência na forma discretizada :

$$\frac{z^{-60}(-0.01854z^{-1} + 0.0371z^{-2} - 0.01855z^{-3})}{1 - 1.289z^{-1} - 0.4148z^{-2} - 0.01636z^{-3} + 0.5566z^{-4} + 1.041z^{-5} - 0.8773z^{-6}} \quad (1)$$

3.2 Resultados da rede neural

Após realizado todo o processo de treinamento da rede com seis de oito conjuntos de dados, testou-se a rede com um dos conjuntos de dados, que não foi utilizado no treinamento. Inserindo a entrada na rede, como sendo a tensão deste conjunto de dados junto com a variação temporal, obteve-se o resultado de saída descrito na figura 6.

Figura 6 – Validação da rede



Fonte: Autoria própria (2021).



Quando aplica-se uma das entrada de validação na rede neural, considerando na entrada também a variação temporal, o resultado apresenta uma baixa oscilação em relação aos dados reais, acompanhando suficientemente a curva com os dados para ser considerada uma rede satisfatória. Dessa forma a função da rede preditiva é cumprida, os padrões foram suficientemente reconhecidos.

4 CONCLUSÕES

A modelagem do sistema térmico não-linear na *toolbox* “*System Identification*” do Matlab, foi satisfatório, pois o modelo apresenta uma ótima resposta em relação a curva dos dados reais. Já o método preditivo utilizando redes neurais, apesar de apresentar uma resposta um pouco inferior, ainda é satisfatório, considerando que a curva das saídas da rede e a curva dos dados experimentais são semelhante. O modelo encontrado no método Hammerstein-Wiener, trata-se de um modelo caixa preta, sendo uma representação do sistema gerada a partir de dados experimentais, a partir deste é possível obter um modelo matemático conhecido como uma função transferência na forma discretizada que poderá ser utilizado para um desenvolvimento de controle do sistema. As redes neurais foram treinadas para se obter uma relação entrada e saída bem próxima do sistema real, o estudo do processo é de suma importância para métodos de controle inteligente utilizando redes neurais. Concluindo que é possível realizar estudos experimentais acerca de sistemas mais complexos, de maneira muito mais acessível, possibilitando um desenvolvimento inicial do graduando em áreas pouco debatidas em salas de aula, como no caso das redes neurais.

AGRADECIMENTOS

Agradecimentos ao CNPq pelo auxílio financeiro, que deu suporte à pesquisa.

Ao Prof. Alessandro N. Vargas, que me integrou no PIBIC - Programa Institucional De Bolsas De Iniciação Científica, possibilitando que eu pudesse dar os primeiros passos na área da pesquisa.

REFERÊNCIAS

- BARROS, Edna; CAVALCANTE, Sérgio. Introdução aos sistemas embarcados. **Artigo apresentado na Universidade Federal de Pernambuco-UFPE**, p. 36, 2010.
- BILLINGS, Stephen A. Identification of nonlinear systems-a survey. In: IET, 6. IEE Proceedings D-Control Theory and Applications. [S.l.: s.n.], 1980. v. 127, p. 272–285.
- DEWITT, DP et al. **Introdução à Engenharia de Sistemas Térmicos**. Rio de Janeiro: Editora LTC, 2005.
- FREIRE, Paulo. **Pedagogia da autonomia: saberes necessários à prática educativa**. 25. ed. São Paulo: PAZ E TERRA S/A, 1996.
- JOHANSSON, Mikael. **Piecewise linear control systems**. 1999. Tese (Doutorado) – Lund University.
- KOVÁCS, Zsolt László. **Redes neurais artificiais**. São Paulo: Editora Livraria da Física, 2002.
- LJUNG, Lennart. **System identification - Theory for the user**. New Jersey: Prentice-Hall International, 1987.