

EXERCÍCIO 4 - ACIONAMENTO NÃO-LINEAR DE UM PÊNDULO

BRUNO ANDREGHETTI DANTAS*

Email: brunoandreggetti@gmail.com

Abstract— The purpose of this exercise is to implement a Fuzzy Logic Controller to a pendulum system using Mamdani and Sugeno-type Fuzzy Inference Systems.

Keywords— Fuzzy Logic, Inference System, MATLAB, Pendulum, Nonlinear Control Systems.

Resumo— Este exercício visa implementar um Controlador Fuzzy para controlar um sistema pendular utilizando Sistemas de Inferência Fuzzy do tipo Mamdani e Sugeno.

Palavras-chave— Lógica Fuzzy, Sistema de Inferência, MATLAB, Pêndulo, Controle Não-linear.

1 Introdução

Computadores comumente utilizam lógica binária para realizar suas operações. Dada sua implementação física, é natural que esta seja a melhor forma de lidar com tomadas de decisão lógicas. Porém, o processo de decisão adotado por seres humanos é bem mais complexo do que é alcançável através de lógica binária.

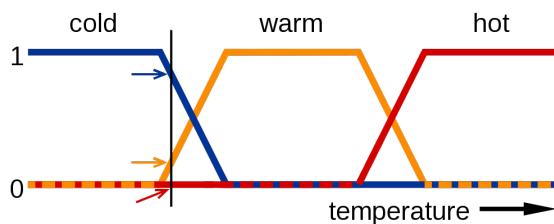


Figura 1: Exemplos de Funções de Pertinência.

Na Lógica Fuzzy, em vez de adotar valores binários como verdadeiro e falso, sim e não ou 0 e 1, são utilizadas Funções de Pertinência para descrever o pertencimento de uma dada entrada a cada classe. É importante destacar que, como pode-se observar na Figura 1, a sobreposição das funções de pertinência é permitida, de modo a tornar difuso o limiar entre as classes. Daí o nome Lógica Fuzzy, ou Lógica Difusa.

Nem sempre, no processo de decisão humano, é possível definir um estado como 100% verdadeiro. Meios-termos são comuns e toda essa flexibilidade é levada em consideração ao se decidir, ainda seguindo o exemplo da Figura 1, se a temperatura de uma sala está muito alta e, portanto, deve-se ligar o ar-condicionado.

Os sistemas de Lógica Fuzzy normalmente são chamados de FIS, do inglês Fuzzy Inference System, e consistem em uma etapa de fuzzificação, inferência e defuzzificação, como visto na Figura 2.

Existem vários métodos para definição da base de conhecimento utilizada pela etapa de inferência. É possível utilizar um especialista capaz de ajustar os parâmetros do sistema de acordo

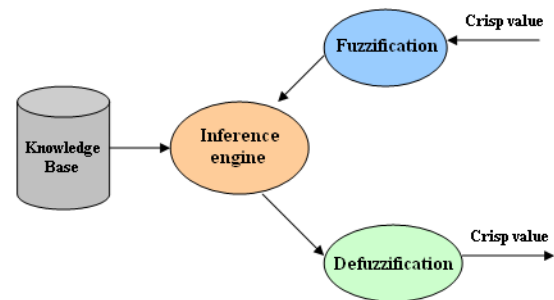


Figura 2: Sistema de Inferência Fuzzy.

com seus conhecimentos a respeito dele, por exemplo, ou também ajustar os parâmetros através de um sistema Neuro-Fuzzy, capaz de aprender os parâmetros a partir de exemplos de pares entrada/saída esperados. (Jang and Sun, 1995).

2 Metodologia e Desenvolvimento

Para desenvolvimento do exercício foi utilizado o MATLAB R2017a e suas ferramentas para desenvolvimento de sistemas de controle fuzzy, além do Simulink para simulação do sistema de pêndulo.

2.1 Ajuste Manual

Inicialmente, foi configurado manualmente um sistema de inferência do tipo Mamdani a fim de obter um sistema de controle superior ao proporcional fornecido como exemplo.

O sistema tem como entrada a referência a ser seguida e a posição atual do pêndulo e como saída o sinal de controle para o pêndulo.

A definição das funções de pertinência e regras de inferência é um processo que demanda algum tempo do especialista para se obter uma boa superfície de controle.

2.2 Sistema Neuro-Fuzzy

O sistema neuro-fuzzy foi treinado utilizando um controlador proporcional com linearização exata

do processo. Deste modo, espera-se que o desempenho do sistema de controle se apresente idêntico ao do sistema que originou os exemplos para treinamento.

Embora o desempenho seja igual, a vantagem de gerar um sistema neuro-fuzzy dessa forma é que o ajuste do sistema ao implementá-lo fora do ambiente de simulação é mais intuitivo.

O sistema foi treinado com as 6 configurações sugeridas pelo roteiro do exercício e o melhor resultado obtido foi aplicado à simulação.

3 Resultados

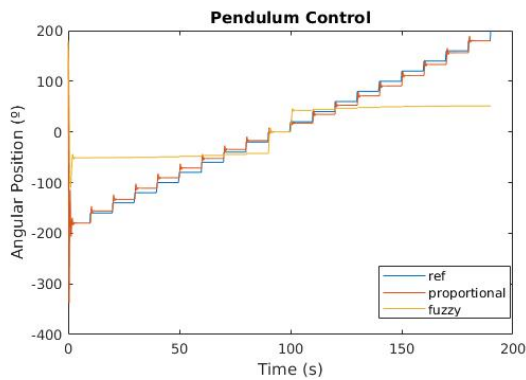


Figura 3: Sistema Fuzzy ajustado manualmente.

Como é possível observar na Figura 3, o desempenho do sistema ajustado manualmente foi consideravelmente inferior ao do controle proporcional, exceto na região de operação em torno do ponto de equilíbrio instável do pêndulo, onde os dois sistemas têm um desempenho aceitável.

Para o sistema neuro-fuzzy, os números de épocas necessárias para atingir erro inferior a 0.05 estão dispostos na Tabela 1. Os sistemas que convergiram sem atingir o erro esperado foram marcados com o símbolo ∞ .

FIS	1	2	3	4	5	6
Nº de Épocas	105	57	54	∞	274	∞

Tabela 1: Épocas necessárias para treinamento do sistema neuro-fuzzy.

Após isso a configuração 3 - a que mais rápido atingiu o nível de erro exigido - foi treinada por mais 55 épocas até atingir erro inferior a 0.01. Em seguida, foi aplicada ao pêndulo. O resultado pode ser visto na Figura 4.

4 Análise e Conclusões

Dados os testes realizados, foi possível concluir que os sistemas Neuro-Fuzzy são uma forma viável de representação dos sistemas especialistas. Sua linguagem permite que o sistema de controle seja

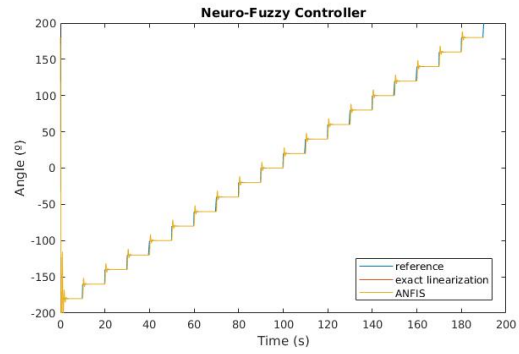


Figura 4: Sistema Neuro-Fuzzy.

ajustado posteriormente de maneira mais intuitiva, facilitando a manutenção do mesmo.

Apesar disso, o sistema ajustado manualmente desde o início se mostrou um grande desafio. Embora tenha sido possível obter resultado razoável no ponto de operação 0° , foi muito difícil obter uma superfície de controle adequada para toda a região de operação.

Deste modo, a conclusão é de que as duas técnicas são complementares. Dado um comportamento especialista aprendido através de um treinamento ANFIS, o ajuste manual é intuitivo o suficiente para pequenas alterações, tendo o modelo aprendido como ponto de partida.

Referências

Jang, J.-S. and Sun, C.-T. (1995). Neuro-fuzzy modeling and control, *Proceedings of the IEEE* **83**(3): 378–406.