

Identificação de Sistemas para Robôs Móveis Omnidirecionais

Leonardo da Silva Costa¹, Flavio Tonidandel²

¹ Engenharia de Automação e Controle, Centro Universitário FEI

² Ciência da Computação, Centro Universitário FEI

{unieleocosta, flaviot}@fei.edu.br

Resumo: O projeto tem como objetivo o estudo da técnica de identificação de sistemas, a fim de obter os modelos que determinam a posição de um robô móvel a partir das posições e velocidades anteriores. O formato utilizado para os modelos foram: *Auto-Regressive with eXogenous inputs* (ARX) e *Auto-Regressive Moving Average with eXogenous inputs* (ARMAX). Os modelos foram gerados e comparados utilizando o *software* MatLab[®].

1. Introdução

A categoria *Small Size League* (SSL) do futebol de robôs da *RoboCup* é uma das mais dinâmicas de toda a competição devido aos passes e chutes rápidos. A velocidade da bola pode chegar a até 6,5m/s. Portanto, para ser capaz de executar e interceptar passes nesta velocidade, assim como realizar outras jogadas ágeis, é necessário dominar o controle da movimentação dos robôs.

Para implementar um bom controlador é necessário ter em mãos o modelo que representa o comportamento do robô. A fim de criar este modelo é preciso conhecer as características físicas dos robôs e também os parâmetros do campo, a partir das quais a modelagem é feita utilizando as leis da física clássica. Devido à dificuldade de modelar o sistema com todas as variáveis que influenciam na movimentação do robô e também a dificuldade na obtenção de algumas constantes, como o atrito com o carpete, existem formas de determinar modelos de uma planta a partir da medição da entrada e saída do sistema. A esse tipo de modelagem dá-se o nome de identificação de sistemas [1].

2. Identificação de Sistemas

A identificação de sistemas consiste, basicamente, em estimar um modelo matemático capaz de reproduzir o comportamento de um dado sistema a partir dos dados de entrada e saída do mesmo. Este modelo deve apresentar um comportamento próximo do real mesmo para situações que não foram inseridas nos dados utilizados para a identificação.

Para que isto aconteça, utiliza-se sinais pseudo aleatórios como sinal de entrada para os dados de identificação, como o *Generalized Binary Noise* (GBN) ou *Pseudo Random Binary Signal* (PRBS). O motivo por trás disso é que os sinais aleatórios possuem uma potência espectral numa ampla faixa de frequências, por isso, são capazes de excitar o sistema em suas frequências dominantes, e assim, excitam diversas dinâmicas que o sistema pode apresentar. As características, sejam elas estáticas ou di-

nâmicas, que não forem excitadas não aparecerão no modelo identificado [2].

Esta técnica é um tópico bastante importante da área de controle, pois, desta maneira é possível obter o modelo de qualquer processo, desde que, seja possível medir os sinais aplicados na entrada e a saída do sistema. Existem exemplos de aplicação desta técnica em uma categoria parecida com a SSL [3, 4], assim como em processos industriais, como uma torre de destilação [5]. Desta forma é possível notar o quão robusta esta técnica é.

Para que um modelo possa ser identificado é necessário que seja escolhido um formato matemático. Neste trabalho serão utilizados os modelos polinomiais, como o *Auto-Regressive with eXogenous inputs* (ARX) e *Auto-Regressive Moving Average with eXogenous inputs* (ARMAX). Todos os modelos polinomiais partem de um modelo geral, dependendo dos polinômios utilizados dá-se um nome diferente para o modelo. O formato geral pode ser visto na Equação (1).

$$y(k) = \frac{B(q)}{F(q)A(q)}u(k) + \frac{C(q)}{D(q)A(q)}v(k) \quad (1)$$

Onde $y(k)$ é a saída atual, $u(k)$ é a entrada atual, $v(k)$ é um ruído branco e $A(q), B(q), C(q), D(q)$ e $F(q)$ são os polinômios que contêm os coeficientes que multiplicam as entradas ou saídas anteriores. A variável q representa um operador de deslocamento no tempo, por exemplo, caso $A(q) = 1 + 2.5q^{-1} + 3q^{-2}$ e seja feita a multiplicação $A(q) * y(k)$ será obtido o seguinte resultado: $A(q) * y(k) = y(k) + 2.5y(k-1) + 3y(k-2)$.

3. ARX

O formato ARX é obtido a partir do modelo polinomial geral (Equação (1)) utilizando $C(q) = D(q) = F(q) = 1$. Dessa forma o modelo ARX pode ser representado como visto na Equação (2) [2].

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)}u(k) + \frac{1}{A(q)}v(k) \quad (2)$$

De acordo com [6], este formato é um dos mais simples, no quesito uso e obtenção dos parâmetros, portanto, é um bom candidato para um chute inicial a respeito do formato de modelo a se escolher para o processo. Nele considera-se que tanto o sistema quanto o ruído possuem polos iguais e que o ruído não possui nenhuma dinâmica no numerador (não possui zeros) [2].

4. ARMAX

O formato ARMAX é obtido a partir do modelo polinomial geral (Equação (1)) utilizando $D(q) = F(q) = 1$. Dessa forma o modelo ARMAX pode ser representado como visto na Equação (3) [2].

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)}u(k) + \frac{C(q)}{A(q)}v(k) \quad (3)$$

O modelo ARMAX pode ser visto como uma versão melhorada do tipo ARX. Devido à introdução de um termo de média móvel ($C(q)$) ele é capaz de modelar melhor os ruídos presentes na planta, dessa forma, fornecendo um modelo mais flexível para o ruído do que o modelo ARX. Dada esta característica ele tem grandes aplicações na área industrial [6].

5. Metodologia

Os modelos serão parametrizados de forma que as entradas serão as posições e velocidades enviadas anteriores e a saída seja a posição atual do robô.

Foram coletados dados para 14 experimentos utilizando um dos robôs da equipe RoboFEI-SSL, sendo, 7 experimentos utilizando o sinal GBN e 7 para o PRBS. Devido ao funcionamento do robô, os sinais de entrada são enviados como sendo o vetor velocidade $\vec{V} = (V_x, V_y, V_\theta)$ que o robô deve se movimentar, e a posição do mesmo foi medida utilizando um sistema de visão que fica acima do campo onde o robô se movimenta.

Para comparar os modelos utilizou-se de uma métrica que o próprio MatLab[®] calcula automaticamente ao gerar um modelo, essa métrica é o erro médio quadrático normalizado (*normalized Root Mean Squared Error* nRMSE), que indica o quão bem o modelo se ajustou aos dados fornecidos, esse valor tende à 100% quando o modelo se ajusta bem aos dados e caso fique perto de 0% significa que uma linha reta com o valor da média dos dados é melhor que o modelo gerado.

6. Resultados Parciais

A partir dos dados obtidos foram estimados modelos ARX e ARMAX de ordem 2 a 5. Os modelos foram obtidos utilizando os recursos de uma *toolbox* do MatLab[®] denominada *System Identification Toolbox*. Dessa forma foi possível gerar cerca de 112 modelos. Para visualizar de uma forma mais simples qual o tipo de modelo que obteve a melhor performance utilizou-se um gráfico de de caixas, que pode ser visto na Figura 1.

Analisando a Figura 1 nota-se facilmente que os modelos gerados a partir do sinal GBN obtiveram valores máximos próximos ou superiores a 99%, já o PRBS só alcançou esta faixa para o θ e obteve os piores resultados para o eixo Y .

7. Conclusões Parciais

Até o momento os resultados obtidos são bastante promissores. De modo geral grande parte dos modelos

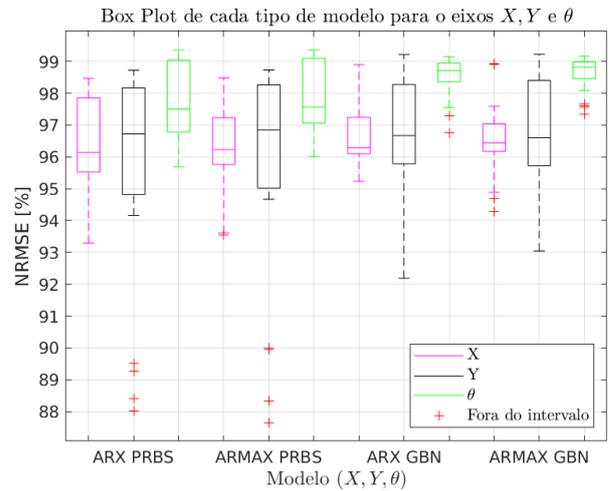


Figura 1 – Gráfico de caixas/velas para os dois tipos de modelos utilizados e os dois tipos de sinal de entrada.

estimados foram capazes de representar de forma satisfatória o comportamento do sistema a respeito da posição atual do robô. Porém, como é de grande utilidade ser capaz de realizar previsões, ainda serão feitos mais testes procurando melhorar as previsões de pelo menos seis passos à frente, que, para o tempo de amostragem utilizado (32ms) resulta em 192ms no futuro. Para isso, acredita-se que é necessário uma parametrização melhor dos sinais de entrada e até mesmo uma parametrização individual para cada entrada do robô.

8. Referências

- [1] L. Ljung, “System identification,” in *Signal analysis and prediction*. Springer, 1998, pp. 163–173.
- [2] L. A. Aguirre, *Introdução à identificação de sistemas—Técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais*. Editora UFMG, 2004.
- [3] G. Pereira, “Identificação e controle de micro-robôs móveis,” *Belo Horizonte, UFMG*, 2000.
- [4] E. P. Mendes, “Identificação em tempo real de modelo dinâmico de robô móvel com acionamento diferencial e zona morta,” Master’s thesis, UFRN, 2012.
- [5] G. R. Srinivas, Y. Arkun, I.-L. Chien, and B. A. Ogunnaiké, “Nonlinear identification and control of a high-purity distillation column: a case study,” *Journal of Process Control*, vol. 5, no. 3, pp. 149–162, 1995.
- [6] A. K. Tangirala, *Principles of system identification: theory and practice*. Crc Press, 2014.

Agradecimentos

À instituição FEI e à equipe RoboFEI pela realização das medidas e empréstimo do laboratório para testes.

¹ Aluno de IC do Centro Universitário FEI. Projeto com vigência de 03/19 a 02/20.