

Fuzzy and Neuro-Fuzzy Systems

Jorge Melo e Xavier Pinho

Parte A - Fuzzy Control

1. INTRODUÇÃO

O objetivo da primeira parte deste trabalho é criar, implementar e encontrar o melhor de dois tipos de Fuzzy Controllers, o Mamdani e o Sugeno. Estes culminam em sistemas, cuja saída é passível de ser controlada, encontrando-se assim inseridos no domínio do controlo automático.

É necessário ter ainda em consideração o tipo de saída de cada Fuzzy Controller. No caso do Mamdani a saída é fuzzy, enquanto que no Sugeno não.

2. MÉTODOS

De forma a obter os controladores foi usado o comando *fuzzy*, que permitiu a construção de oito tipos de controladores, fazendo variar a Membership Function (Gaussiana e Triangular) e o número de regras (9 e 25). Posteriormente, e de forma a avaliar cada um destes controladores, recorreu-se ao *Simulink*, usando o esquema representado na Fig. 1.

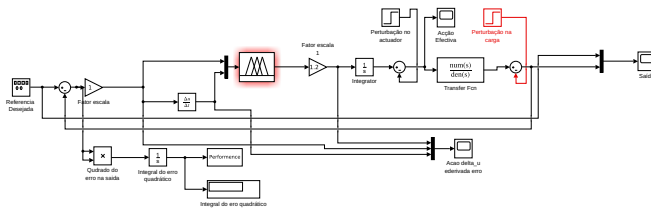


Fig. 1. Esquema do sistema em *Simulink*, utilizado para avaliar os Fuzzy Controllers.

O sistema inclui uma referência, cujos valores de entrada (frequência e amplitude) foram estabelecidos à priori (0.005 Hz e 1, respetivamente), fez-se ainda variar a forma da onda de entrada (sinusoidal e quadrada), o que se revela de extrema importância, uma vez que permitirá avaliar a onda à saída, fazendo uso da comparação entre esta e a de referência, no que diz respeito à velocidade e proximidade entre ambas. Inclui-se ainda duas fontes de perturbação, no atuador (aos 150s) e na carga (aos 225s), em momentos diferentes para que o controlador seja capaz de recuperar, dois fatores de escala,

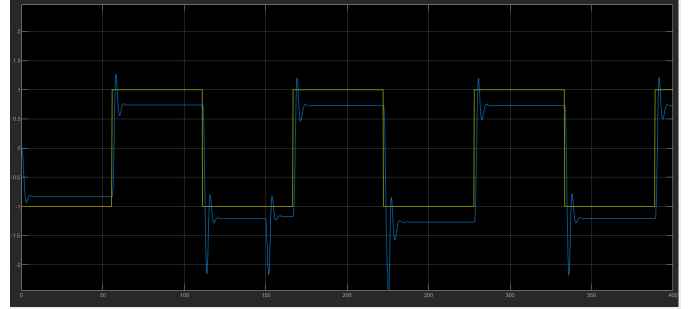


Fig. 2. Mamdani 9 Gaussiana Quadrada.

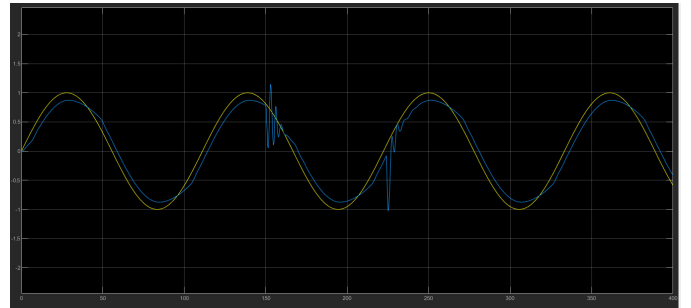


Fig. 3. Mamdani 9 Gaussiana Sinusoidal.

que vão ser variados de forma a obter o melhor desempenho possível para a onda de saída e também uma função de transferência (equação 1). Este sistema foi simulado durante 400s.

$$\frac{2s + 4}{s^3 + 3s^2 + 4s + 2} \quad (1)$$

Inicialmente, os controladores são avaliados sem as fontes de perturbação, fazendo variar apenas os fatores de escala. Após obtido o melhor desempenho para a onda de saída foram então ligadas as fontes de perturbação. Durante a fase de teste, foi tido como principal critério de avaliação a ausência de *overshoot* acompanhada de um crescimento semelhante ao da onda de referência e de uma maior proximidade entre ambas.

3. RESULTADOS E CONCLUSÕES

Os valores do erro obtidos para cada um dos controladores estão discriminados nas tabelas de 1 a 4, conforme o número de regras, a *Membership Function*, a forma da onda e os fatores de escala, sendo que nas duas primeiras tabelas se encontram os valores para o sistema sem fontes de perturbação e nas restantes para o sistema com perturbações.

No. Rules	Membership Function	Wave Form	ScaleF1	ScaleF2	Error
9	Gaussiana	Sine	1.3	3.5	8.304
		Squared	0.51	5	57.26
	Triangular	Sine	0.07	2500	0.056
		Squared	0.4	2.6	51.50
25	Gaussiana	Sine	4	0.5	0.76
		Squared	0.16	3	94.67
	Triangular	Sine	0.1	4	0.4951
		Squared	0.6	2.6	40.01

Table 1. Valores obtidos para o erro usando o controlador Mamdani e sem perturbações, com os *load factors* que achamos que melhor se adequavam.

No. Rules	Membership Function	Wave Form	ScaleF1	ScaleF2	Error
9	Triangular	Sine	0.15	9.8	0.07
		Square	0.1	15	32.68
	Gaussian	Sine	0.8	6	0.05
		Square	0.5	5	29.46
25	Triangular	Sine	1	2	0.01
		Square	0.15	1.6	64.63
	Gaussian	Sine	10	0.6	0.7
		Square	1.2	1	47

Table 2. Valores obtidos para o erro usando o controlador Sugeno e sem perturbações, com os *load factors* que achamos que melhor se adequavam.

No. Rules	Membership Function	Wave Form	ScaleF1	ScaleF2	Error
9	Gaussiana	Sine	1.3	3.5	10.57
		Squared	0.51	5	63.01
	Triangular	Sine	0.07	2500	2.415
		Squared	0.4	2.6	57.99
25	Gaussiana	Sine	4	0.5	164.8
		Squared	0.16	3	140.5
	Triangular	Sine	0.1	4	4.171
		Squared	0.6	2.6	42.31

Table 3. Valores obtidos para o erro usando o controlador Mamdani e com perturbações nos 150s e 225s, com os *load factors* para o caso em que não existe perturbações (tabela 1).

No. Rules	Membership Function	Wave Form	ScaleF1	ScaleF2	Error
9	Triangular	Sine	0.15	9.8	1.64
		Square	0.1	15	33.05
	Gaussian	Sine	0.8	6	1.75
		Square	0.5	5	29.78
25	Triangular	Sine	1	2	1.75
		Square	0.15	1.6	66.44
	Gaussian	Sine	10	0.6	247
		Square	1.2	1	77.93

Table 4. Valores obtidos para o erro usando o controlador Sugeno e com perturbações nos 150s e 225s, com os *load factors* para o caso em que não existe perturbações (tabela 2).

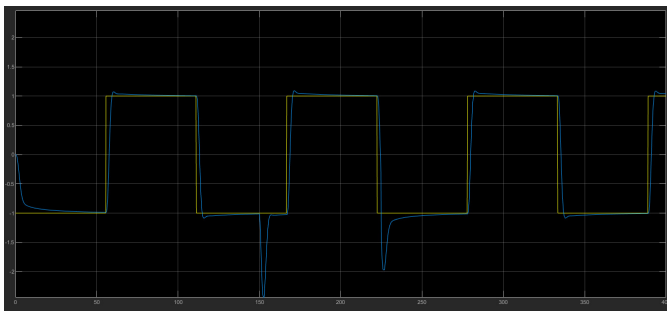


Fig. 4. Mamdani 9 Triangular Quadrada.

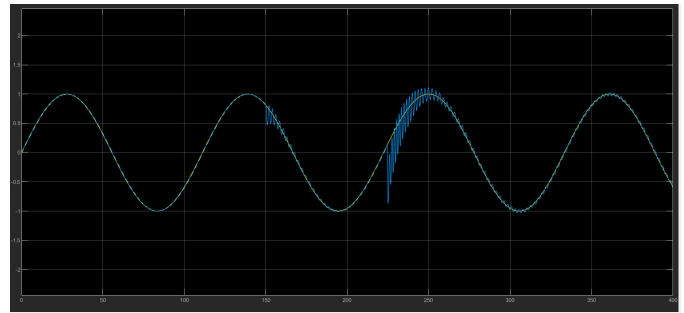


Fig. 5. Mamdani 9 Triangular Sinusoidal.

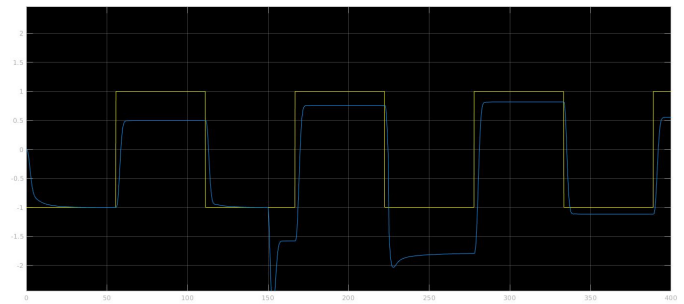


Fig. 6. Mamdani 25 Gaussian Quadrada.

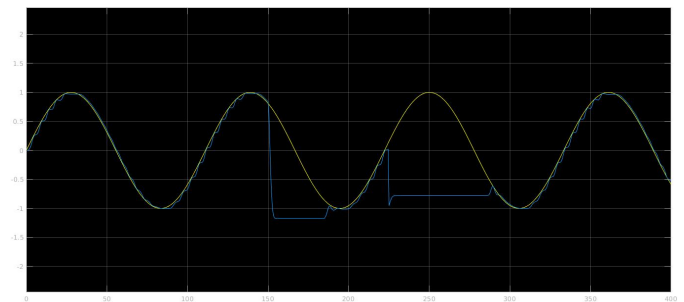


Fig. 7. Mamdani 25 Gaussian Sinusoidal

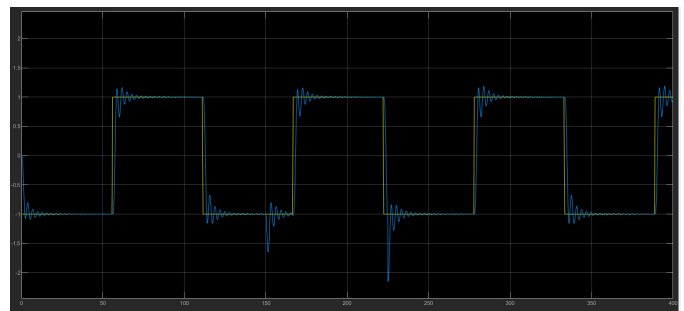


Fig. 8. Mamdani 25 Triangular Quadrada.

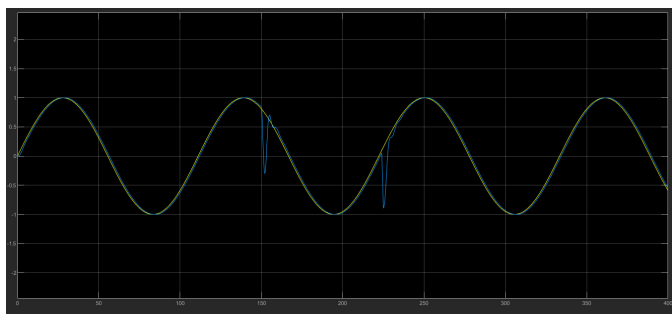


Fig. 9. Mamdani 25 Triangular Sinusoidal.

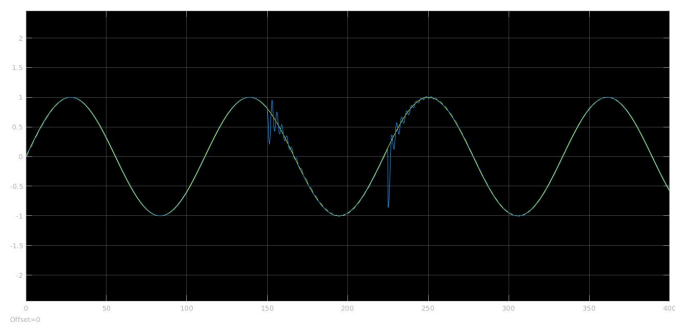


Fig. 13. Sugeno 9 Triangular Sinusoidal.

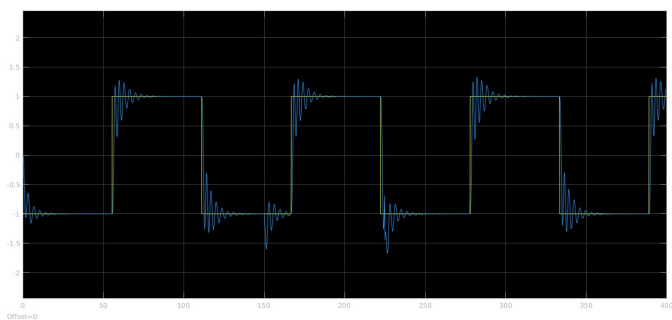


Fig. 10. Sugeno 9 Gaussiana Quadrada.

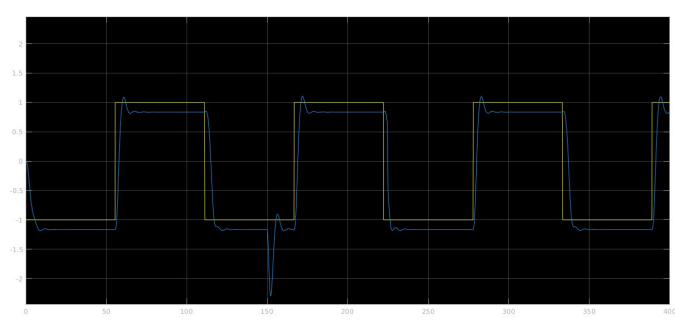


Fig. 14. Sugeno 25 Gaussiana Quadrada.

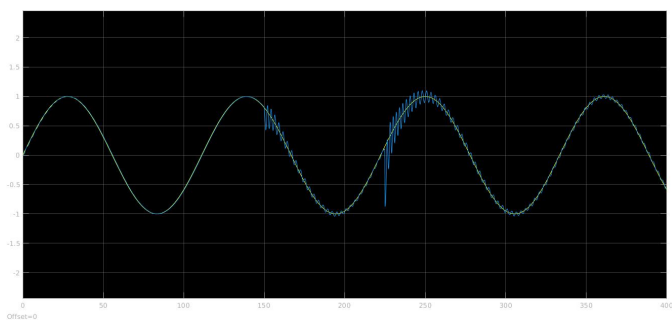


Fig. 11. Sugeno 9 Gaussiana Sinusoidal

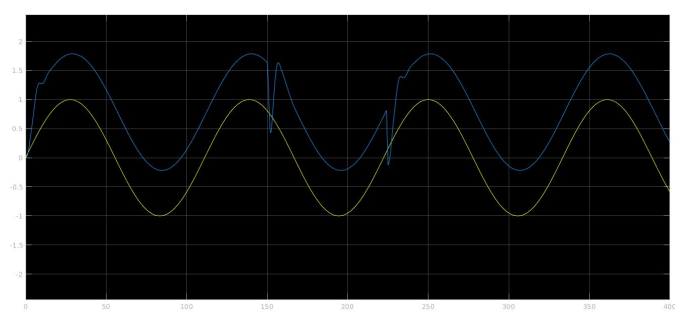


Fig. 15. Sugeno 25 Gaussiana Quadrada.

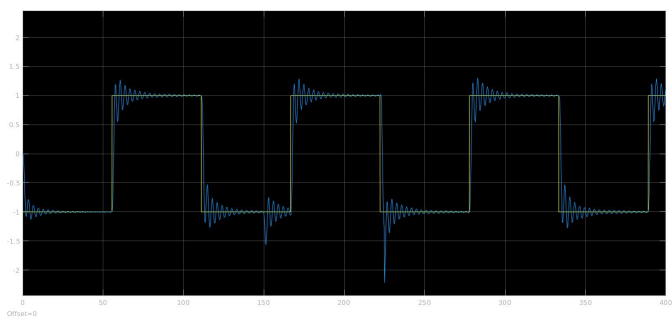


Fig. 12. Sugeno 9 Triangular Quadrada.

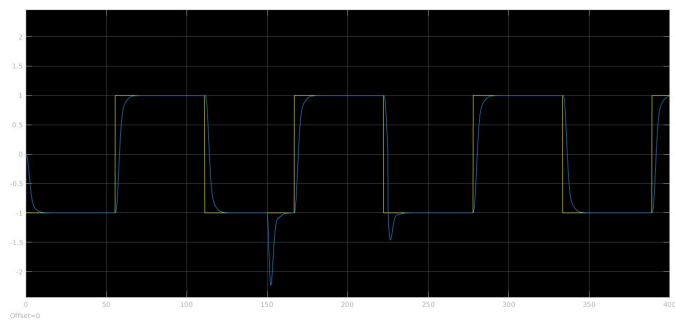


Fig. 16. Sugeno 25 Triangular Quadrada.

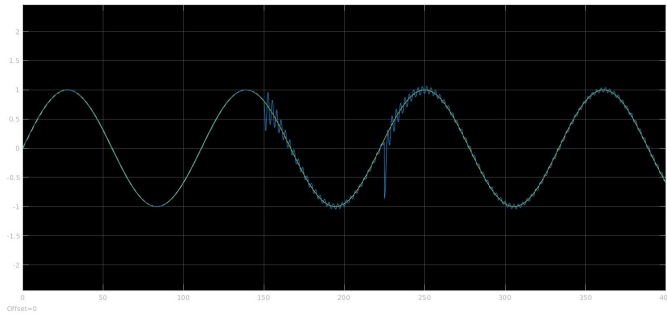


Fig. 17. Sugeno 25 Triangular Sinusoidal.

Avaliando os resultados obtidos, concluímos que os controladores do tipo Sugeno apresentam menor erro e uma representação do sinal mais próxima da entrada. Para além disto, também é visível que estes controladores têm maior facilidade em simular o comportamento de uma onda sinusoidal, comparando com os resultados para a entrada de uma onda quadrada. Os sistemas que apresentaram melhores resultados, no geral, foram os que incluíam controladores do tipo Sugeno, com 9 regras e *Membership Function* Gaussiana ou Triangular.

Parte B - Neuro-Fuzzy for Modelling Dynamic Processes

4. INTRODUÇÃO

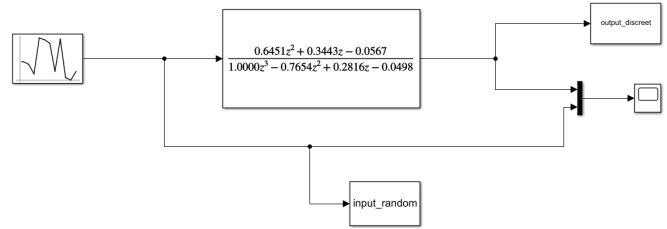
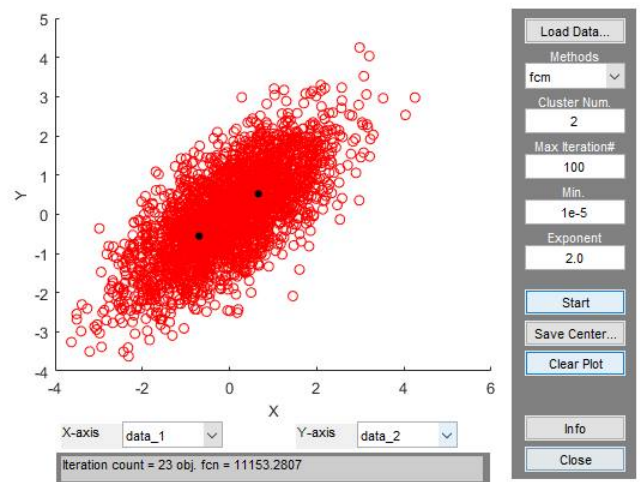
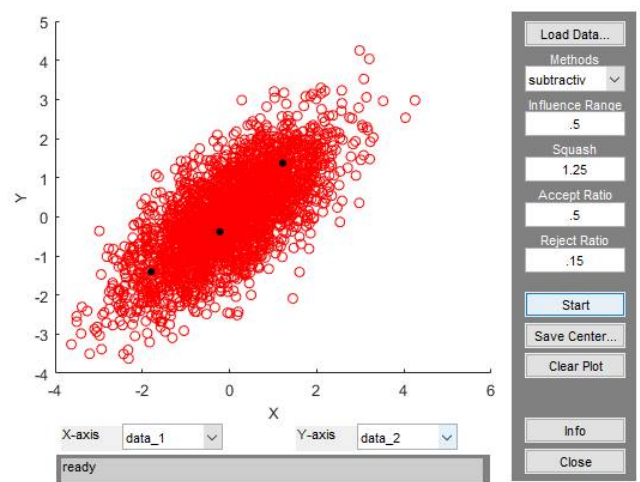
O objetivo da Parte B do trabalho, consiste na utilização de sistemas *Fuzzy* para modelar processos dinâmicos. Estes processos caracterizam-se por possuir memória, o que significa que o output do sistema num instante depende, dos instantes anteriores.

5. MÉTODOS

Inicialmente foi criada uma matriz com os dados obtidos através do diagrama de blocos da figura 18, com a ajuda do *Simulink*, onde um gerador de dados aleatórios, juntamente com a função de transferência na sua forma discreta, obtida através do comando *c2m* no *MatLab*. Através deste diagrama obteve-se valores de entrada e de saída para cada instante de tempo.

A matriz foi construída com os valores obtidos com o esquema da figura 18 e é composta por sete colunas: seis colunas correspondentes aos antecedentes e uma coluna correspondente ao consequente. Depois da matriz estar criada foi dividida em dados de treino (70%) e de teste (30%). De forma a visualizar os dados em duas dimensões e os centros de clustering utilizou-se a interface de cluster *findcluster* (figuras 19 e 20).

Os dois métodos de clustering utilizadas foram: Subtractive e Fuzzy C-Means, de forma a determinar os sistemas *fuzzy inference systems* ou *fis*, bem como as regras através da matriz de treino utilizaram-se as funções *genfis2* e *genfis3*. Para otimizar os sistemas *fis* obtidos, utilizou-se o comando *anfis*, que permite também treiná-los com os métodos *Hybrid* e *Back*

Fig. 18. Esquema do sistema em *Simulink* donde se obteve os valores para a construção da matriz para *clustering*.Fig. 19. *Findcluster* para o método de clustering *Fuzzy C-Means*.Fig. 20. *Findcluster* para o método de clustering *Subtractive*.

Propagation.
De forma a avaliar os sistemas calculou-se o *mean square error* (mse) na matriz de teste, através dos comandos *evalfis* e *immse*.
Finalmente, foi construído um outro diagrama de blocos no *Simulink* figura (21), de modo a testar os diferentes *fis* obtidos anteriormente.

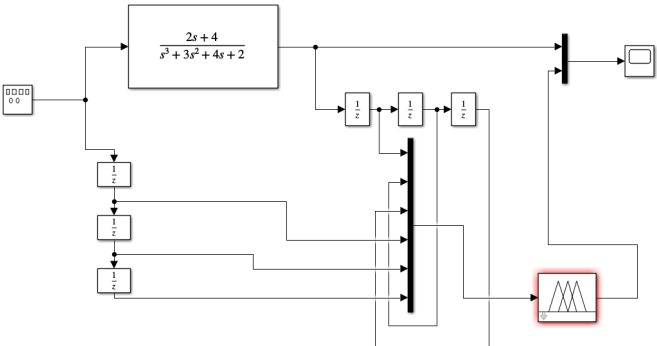


Fig. 21. Esquema de *Simulink* para testar os diferentes FIS.

6. RESULTADOS E CONCLUSÕES

Os valores de erro encontram-se representados na tabela 2. Observando os resultados, conclui-se que o método de treino *Hybrid* apresenta melhores resultados face ao método de treino *Backpropagation*. Quanto aos tipos de *clustering*, para o mesmo método de treino, não se observam diferenças significativas.

Método de Clustering	Método de Treino	Erro
Fuzzy C-Means	Hybrid	3.37e-15
Fuzzy C-Means	Backpropagation	9.44e-05
Subtractive	Hybrid	3.34e-15
Subtractive	Backpropagation	1.06e-04

Table 2. Valores obtidos para o *mean squared error* para os diferentes métodos de *clustering*, para cada um dos métodos de treino.

Nas figuras 22 a 25 encontram-se representados os Rule Viewers para cada os diferentes *fis*, como forma de validar os mesmos.

Uma vez que oss melhores resultados foram obtidos com o método de treino *Hybrid* com o método de *Clustering Fuzzy C-Means* decidiu-se apresentar as representações da onda sinusoidal e quadrada do sistema correspondente (figuras 26 e 27).

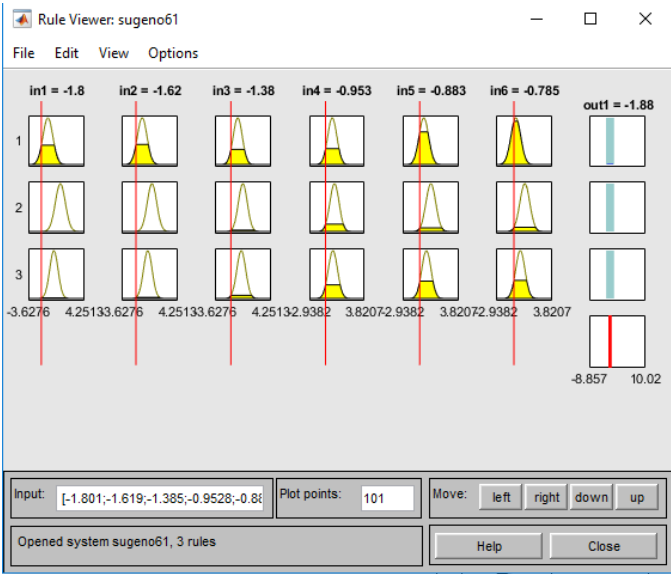


Fig. 22. Rule Viewer para o método *Clustering Fuzzy C-Means* com *Backpropagation* como método de treino.

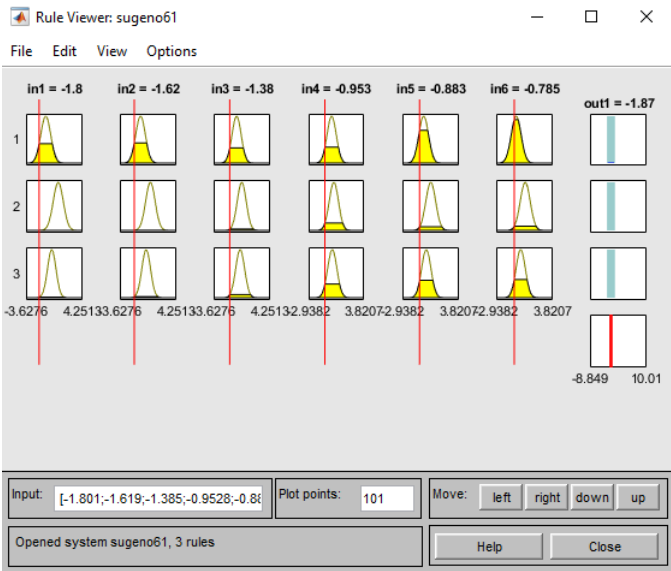


Fig. 23. Rule Viewer para o método *Clustering Fuzzy C-Means* com *Hybrid* como método de treino.



Fig. 24. Rule Viewer para o método *Clustering Subtractive* com *Backpropagation* como método de treino.



Fig. 25. Rule Viewer para o método *Clustering Subtractive* com *Hybrid* como método de treino.

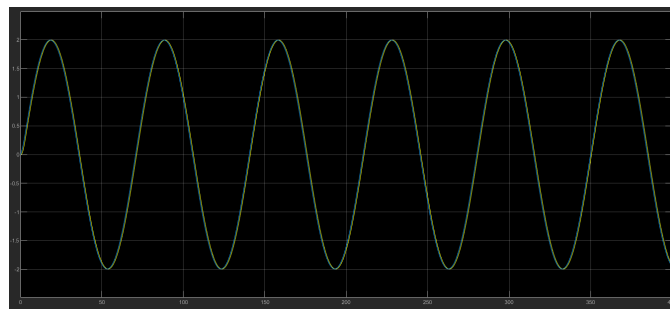


Fig. 27. Representação da onda sinusoidal usando o método de *clustering Fuzzy C-Means* com o método de treino *Hybrid*, com frequência de 0.09 rad/s.

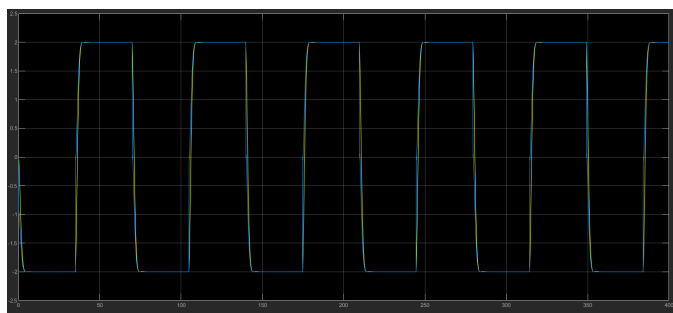


Fig. 26. Representação da onda quadrada usando o método de *clustering Fuzzy C-Means* com o método de treino *Hybrid*, com frequência de 0.09 rad/s.