

ĐIỀU KHIỂN DỰ BÁO THÍCH NGHI TRÊN CƠ SỞ MÔ HÌNH MỜ VÀ THUẬT GIẢI DI TRUYỀN CHO HỆ PHI TUYẾN BẤT ĐỊNH

Trần Quang Tuấn¹, Phan Xuân Minh²

¹Bộ Khoa học và Công nghệ

²Trường Đại học bách khoa Hà Nội

Đến Tòa soạn ngày 20 - 9 - 2010

1. GIỚI THIỆU

Điều khiển dự báo tựa mô hình (MPC) là một công cụ mạnh cho điều khiển các quá trình trong công nghiệp, đặc biệt là các quá trình phi tuyến. Tư tưởng của phương pháp MPC và những ưu điểm của phương pháp này đã được nêu trong [1].

Trong kết quả nghiên cứu công bố trong tài liệu [2, 14, 15, 16] đã đưa ra một phương pháp thiết kế bộ điều khiển dự báo tựa mô hình (MPC) trên cơ sở mô hình mờ. Đối tượng điều khiển được mô hình hóa bằng mô hình mờ (Takagi-Sugeno - TS), bài toán tối ưu hàm mục tiêu đã có một số nghiên cứu theo hai hướng chính đó là dùng thuật giải di truyền (GA) [9] hoặc phương pháp giới hạn và rẽ nhánh (B&B) [10 - 12] tuy đạt được một số kết quả nhưng vẫn còn một số hạn chế sau :

- Ít nghiên cứu về cách thức xấp xỉ đối tượng phi tuyến bất định bằng mô hình TS, đặc biệt là hệ phi tuyến có tham số thay đổi và xét ổn định của hệ thống.
- Các trọng số trong hàm mục tiêu được chọn dựa trên kinh nghiệm nên rất khó khăn để tìm được các hệ số phù hợp, thậm chí có thể làm cho hệ kín mất ổn định.
- Ít nghiên cứu đưa ra một thuật toán để có thể chỉnh định thích nghi các trọng lượng để đảm bảo hệ kín ổn định toàn cục (GAS).

Bài báo trình bày một phương pháp thiết kế bộ điều khiển dự báo thích nghi cho hệ phi tuyến có mô hình bất định trên cơ sở mô hình mờ TS, thuật giải di truyền và thuật toán chỉnh định các trọng số trong hàm mục tiêu trên cơ sở hàm Lyapunov, gọi tắt là (RAPC) để khắc phục phần nào các hạn chế trên.

2. MÔ HÌNH MỜ TAKAGI-SUGENO VÀ THUẬT GIẢI DI TRUYỀN TRONG MPC

2.1 Mô hình mờ

Lí thuyết về tập mờ có thể được sử dụng trong việc mô hình hóa hệ thống. Việc mô hình hóa được thực hiện bởi một hệ thống *suy luận mờ* (FIS). Các hệ thống *suy luận mờ* là những đơn vị xử lí để chuyển đổi những thông tin bằng số sang các biến ngôn ngữ bởi quá trình *mờ hóa*. Đó là quá trình chuyển đổi từ giá trị vật lí sang giá trị mờ thông qua các tập mờ (*fuzzy sets*). Hệ luật suy diễn được xây dựng theo cấu trúc *nếu ...thì (if... then...)* và được thực hiện bằng cơ chế *suy diễn*. Đầu ra của cơ chế suy diễn sẽ được biến đổi thành giá trị rõ thông qua bộ *giải mờ*. [3]

FIS là một công cụ xấp xỉ toàn năng. Điều này cho phép các hệ thống suy luận mờ có thể xấp xỉ bất cứ một hàm liên tục nào trong một miền xác định với độ chính xác cao. Tuy nhiên, khả năng xấp xỉ vạn năng của các mô hình mờ chưa phải là điều đáng kể. Quan trọng hơn cả mô hình mờ mở ra một không gian mới cho phép thông tin có thể được lấy ra từ mô hình. Không gian đó cung cấp những thông tin mô tả về đáp ứng của các hệ thống được mô hình hóa dưới dạng ngôn ngữ

Trong hệ thống điều khiển dự báo thì mô hình mờ TS được nghiên cứu và sử dụng rộng rãi hơn cả. Mô hình này có ưu điểm là có thể rút ra từ dữ liệu vào - ra quan sát được bằng cách dùng kỹ thuật phân nhóm. Hơn thế, mô hình mờ TS có tốc độ tính toán nhanh hơn mô hình Mamdani. Chi tiết về cấu trúc tổng quát có thể tham khảo tại [2, 3, 5]

Đầu ra của mô hình TS (Takagi – Sugeno) [2]:

$$\hat{y}(k+d) = \frac{\sum_{l=1}^L \theta^l \varphi(k+d) \mu_l(\varphi(k+d))}{\sum_{l=1}^L \mu_l(\varphi(k+d))} \quad (1)$$

với

$$\varphi(k+d) = [y(k+d-1), \dots, y(k+d-N_y), u(k-1), \dots, u(k-N_u)]$$

và d là thời gian trễ của đối tượng. $\varphi(k+d)$ được gọi là vector hồi quy (*regression vector*).

Việc lựa chọn thành phần vector hồi quy có nghĩa là chúng ta sẽ chọn ra các thành phần hồi tiếp trong tập dữ liệu quá khứ mà có ảnh hưởng nhiều nhất tới động học của hệ thống. Thông thường các thành phần của vector hồi quy sẽ được chọn lựa trong tập sau [7] $\{y(k-1), y(k-2), y(k-3), y(k-4), u(k-1), u(k-2), u(k-3), u(k-4), u(k-5), u(k-6)\}$ bởi theo kinh nghiệm với một thời gian trích mẫu phù hợp thì những thành phần trong tập trên sẽ cho ảnh hưởng nhiều nhất tới hệ thống.

Có nhiều phương pháp để xác định cấu trúc và ước lượng tham số của hệ mờ. Một số phương pháp đã được nghiên cứu theo [3, 5].

Đối với hệ phi tuyến có mô hình bất định (*trong khuôn khổ bài báo, chúng tôi nghiên cứu đối tượng phi tuyến có tham số thay đổi*), việc mô hình hóa sẽ phức tạp hơn so với mô hình tuyến tính, để mô hình hóa chính xác đối tượng phải dựa nhiều trên kinh nghiệm hiểu biết về đối tượng và đưa những kinh nghiệm này trong thuật toán xấp xỉ đối tượng theo mô hình Takagi – Sugeno hoặc Mamdani. Các bước thực hiện nhận dạng đối tượng có tham số thay đổi bằng mô hình TS được thực hiện như sau:

Từ phương trình mô tả quan hệ vào ra của đối tượng và các thông số của đối tượng tại các thời điểm khác nhau ta chia đối tượng điều khiển thành các mô hình Model1, Model 2.... Model N ứng với các bộ thông số của đối tượng sau đó dùng mô hình mờ TS để xấp xỉ. Cơ chế thực hiện trong vấn đề này là sử dụng “*khóa mờ*” (sử dụng câu lệnh *if... else... end*) để có thể mô tả từng thời điểm thay đổi thông số của đối tượng theo một quy luật biết trước.

2.2. Giải thuật di truyền

Thuật toán di truyền là thuật toán tối ưu ngẫu nhiên dựa trên cơ chế chọn lọc tự nhiên và tiến hóa di truyền. Trong lĩnh vực tối ưu hóa, thuật toán di truyền được phát triển nhanh chóng

và ứng dụng trong nhiều lĩnh vực khác nhau như tối ưu hóa, xử lý ảnh, bài toán hành trình, nhận dạng hệ thống và điều khiển.

Việc sử dụng giải thuật di truyền trong bài toán tối ưu sẽ tìm được điểm lân cận cực trị toàn cục, tránh được cực trị địa phương như một số phương pháp khác đã công bố. Chi tiết các bước thực hiện thuật giải di truyền đã được nêu trong nhiều tài liệu [4][6].

3. CHỈNH ĐỊNH THÍCH NGHI HỆ SỐ TRỌNG LƯỢNG $\delta(k)$ VÀ $\lambda(k)$ TRÊN CƠ SỞ HÀM LYAPUNOV

Các thuật toán MPC khác nhau đặt ra các phép hàm đánh giá khác nhau để đạt được luật điều khiển, mục tiêu chung là tín hiệu ra tương lai (\hat{y}) (trong giới hạn dự báo) phải bám theo tín hiệu đặt biết trước nào đó (r), đồng thời phải tìm được tác động điều khiển (Δu) tối ưu của hàm mục tiêu J . Giả sử, J được chọn có dạng sau [1]:

$$J = \frac{1}{2} \delta(k) [e(k+d)]^2 + \frac{1}{2} \lambda(k) \Delta u(k)^2. \quad (2)$$

Thì lời giải tối ưu tổng quát được xác định bằng phương pháp xấp xỉ từ:

$$\frac{\Delta J}{\Delta u(k)} = \delta(k) e(k+d) \frac{\Delta e(k+d)}{\Delta u(k)} + \lambda(k) \Delta u(k) = 0 \quad (3)$$

từ (3) ta có:

$$u(k) = u(k-1) - \frac{\delta(k)}{\lambda(k)} e(k+d) \frac{\Delta e(k+d)}{\Delta u(k)} = u(k-1) + \frac{\delta(k)}{\lambda(k)} e(k+d) \xi \quad (4)$$

Dễ dàng nhận thấy khi sai lệch $e(k+d)$ lớn thì tín hiệu điều khiển cũng tăng và nhiều khi sự tăng nhanh tín hiệu điều khiển không những làm cho chất lượng của hệ thống xấu đi mà thậm chí còn làm hệ kín mất ổn định.

Chính vì vậy, mục đích của bài báo là đề xuất một phương pháp chỉnh định các trọng số của phép hàm mục tiêu để đảm bảo hệ kín ổn định toàn cục trên cơ sở hàm nhay $\xi = \frac{\Delta \hat{y}(k+d)}{\Delta u(k)}$.

Trong nhiều bài báo nghiên cứu về điều khiển dự báo tựa mô hình (MPC) trên cơ sở hệ mờ, các hệ số trọng lượng $\delta(k)$ và $\lambda(k)$ hầu hết được chọn cố định theo kinh nghiệm nên mất nhiều thời gian để mò mẫm và cũng rất khó cho việc lựa chọn các trọng số phù hợp. Trong phần này sẽ đề xuất một phương pháp xác định các trọng số này dựa trên quan hệ ràng buộc giữa chúng để đảm bảo hệ kín ổn định.

Ta định nghĩa một hàm Lyapunov cho hệ kín có dạng như sau:

$$V = \frac{1}{2} e(k+d)^2 + \frac{1}{2} \Delta e(k+d)^2 \quad (5)$$

với

$$e(k+d) = r(k+d) - \hat{y}(k+d); \Delta e(k+d) = e(k+d) - e(k+d-1).$$

Trong trường hợp tín hiệu đặt là hằng số thì ta có:

$$\Delta e(k+d) = \Delta \hat{y}(k+d). \quad (6)$$

Để hệ kín ổn định thì điều kiện đủ phải thoả mãn là:

$$\Delta V \leq 0. \quad (7)$$

Từ (5) ta có:

$$\begin{aligned} \Delta V = e(k+d) \frac{\Delta e(k+d)}{\Delta u(k)} \Delta u(k) + \\ \Delta e(k+d) \frac{\Delta(\Delta e(k+d))}{\Delta u(k)} \Delta u(k) \end{aligned} \quad (8)$$

Mà ta có thể biểu diễn:

$$\Delta e(k+d) = \frac{\Delta e(k+d)}{\Delta u(k)} \Delta u(k) \quad (9)$$

với $u(k)$ theo (4) ta có thể biểu diễn như sau:

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \quad (10)$$

Thay (9) và (10) vào (8) ta được:

$$\Delta V = -\frac{\lambda(k)}{\delta(k)} \Delta u(k)^2 + \left[\frac{\Delta e(k+d)}{\Delta u(k)} \right]^2 \Delta u(k)^2 = \left(\left[\frac{\Delta e(k+d)}{\Delta u(k)} \right]^2 - \frac{\lambda(k)}{\delta(k)} \right) \Delta u(k)^2 \quad (11)$$

Để thoả mãn (7) thì

$$\left[\frac{\Delta e(k+d)}{\Delta u(k)} \right]^2 - \frac{\lambda(k)}{\delta(k)} \leq 0 \Rightarrow \frac{\delta(k)}{\lambda(k)} \leq \frac{1}{\left[\frac{\Delta e(k+d)}{\Delta u(k)} \right]^2} \quad (12)$$

Từ (1) và (4), ta có:

$$\frac{\delta(k)}{\lambda(k)} \leq \frac{1}{\left[\frac{\Delta e(k+d)}{\Delta u(k)} \right]^2} \leq \frac{1}{\left[\max \frac{\Delta \hat{y}(k+d)}{\Delta u(k)} \right]^2} \leq \frac{1}{\xi^2} \quad (13)$$

với

$$\begin{aligned} 0 < \delta(k), \lambda(k) < 1 \\ \delta(k) + \lambda(k) = 1. \end{aligned} \quad (14)$$

Bất đẳng thức (13) chính là mối quan hệ của hệ số trọng lượng $\delta(k)$ và $\lambda(k)$ trong hàm mục tiêu (2) đảm bảo hệ ổn định theo tiêu chuẩn Lyapunov. Đồng thời dựa vào (13) ta có thể thiết kế bộ tham số chỉnh định $\delta(k)$ và $\lambda(k)$ thích nghi để hệ kín đạt chất lượng tốt hơn và quan trọng nhất là hệ kín ổn định toàn cục.

4. KẾT QUẢ MÔ PHỎNG CHO HỆ PHI TUYẾN SISO

4.1. Mô hình toán học

Đối tượng nghiên cứu là hệ phi tuyến bất định SISO mô tả bởi phương trình rời rạc [13]:

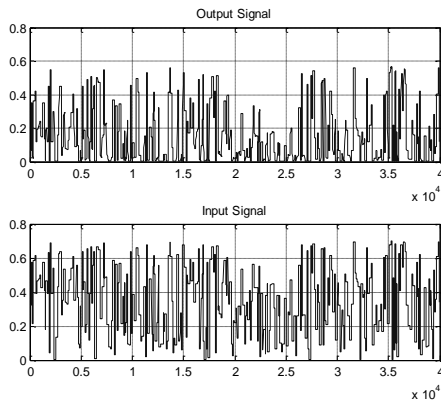
$$y(k) = \frac{ay(k-1)}{1+by^2(k-1)} + cu^3(k-1) \quad (15)$$

trong đó các thông số a,b,c là các tham số bất định phụ thuộc thời gian, ứng với thời gian $0 < t \leq 800Ts$ thì $(a, b, c) = (1; 0,1; 0,5)$, với $t > 800Ts$ thì $(a, b, c) = (0,5; 0,8; 1)$ do vậy mô hình dự báo được thực hiện bằng hai mô hình đối tượng (Model1 và Model 2) và một khoá chuyển đổi. Cấu trúc đối tượng được đưa về dạng mô hình mờ sau:

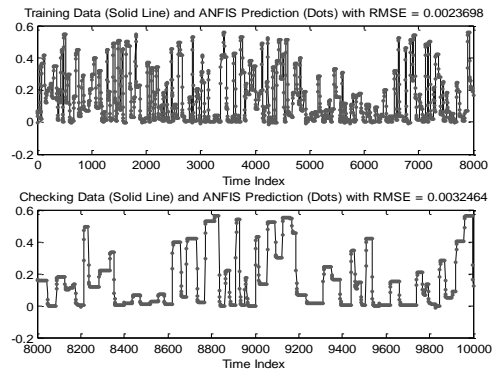
$$\hat{y}(k) = f(y(k-1), u(k-1), u(k-2)). \quad (16)$$

Cấu trúc tập mờ: Mỗi đầu vào gồm 2 tập mờ, dạng hình thang. Miền dự báo điều khiển $H_C = 2$, dự báo đầu ra $H_P = 6$ tín hiệu điều khiển u : $0 \leq u \leq 0,7$; $-0,2 \leq \Delta u \leq 0,2$, thời gian trích mẫu $T_s = 4$. Sử dụng giải thuật di truyền: $n = 10$ bits; số nhiễm sắc thể (NST) = 50; số thế hệ = 6. Kết quả cụ thể như các hình vẽ dưới đây.

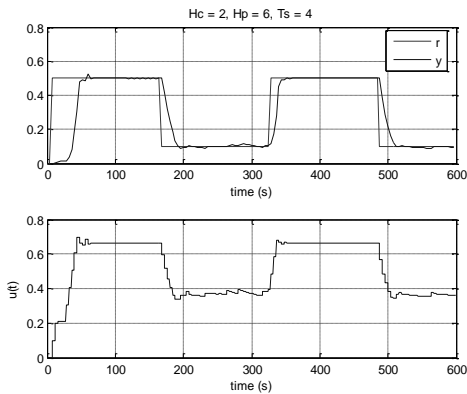
4.2. Kết quả mô phỏng



Hình 1. Tín hiệu vào – ra

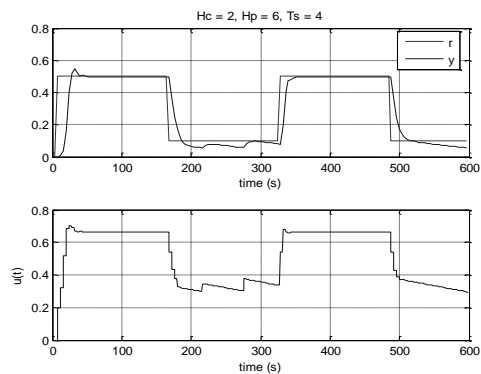


Hình 2. Kết quả huấn luyện



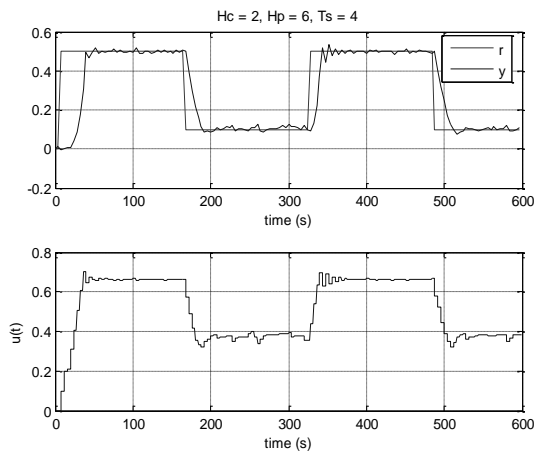
Hình 3. Tín hiệu ra $y(t)$ và tín hiệu điều khiển $u(t)$, $H_c = 2$, $H_p = 6$

(không có nhiễu tác động) khi dùng thuật toán RAPC

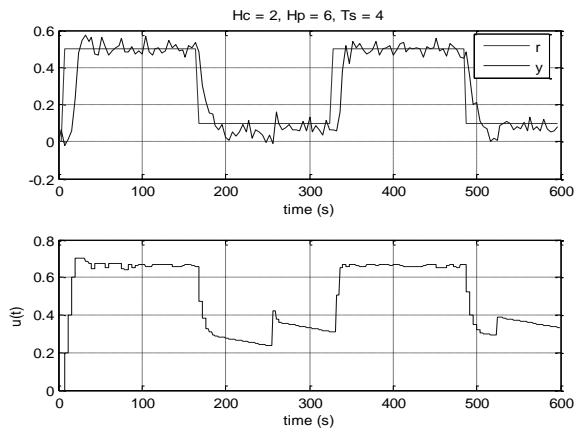


Hình 4. Tín hiệu ra $y(t)$ và tín hiệu điều khiển $u(t)$, $H_c = 2$, $H_p = 6$

(không có nhiễu tác động) khi dùng thuật toán MPC thông thường



Hình 5. Tín hiệu ra $y(t)$ và tín hiệu điều khiển $u(t)$, $H_c = 2$, $H_p = 6$
(khi có nhiễu tác động) khi dùng thuật toán RAPC



Hình 6. Tín hiệu ra $y(t)$ và tín hiệu điều khiển $u(t)$, $H_c = 2$, $H_p = 6$
(khi có nhiễu tác động) khi dùng thuật toán MPC thông thường

Tập dữ liệu sử dụng để huấn luyện mô hình dự báo được thu thập bằng phương pháp mô phỏng trên nền Matlab – Simulink, hình 1 mô tả quan hệ dữ liệu vào-ra của đối tượng có sử dụng “khóa mờ” với 10000 mẫu tín hiệu đưa vào, hình 2 là kết quả huấn luyện offline có sử dụng “khóa mờ”, hình 3 và 5 là kết quả mô phỏng khi sử dụng thuật toán RAPC, hình 4 và 6 là kết quả mô phỏng khi sử dụng điều khiển dự báo thông thường MPC. Kết quả chạy mô phỏng cho thấy khi sử dụng thuật toán RAPC chất lượng điều khiển tốt hơn so với MPC thông thường ngay cả thời điểm có sự thay đổi thông số của đối tượng và khi có nhiễu tác động.

5. KẾT LUẬN

Kết quả mô phỏng cho thấy bộ điều khiển dự báo thích nghi cho chất lượng tốt hơn hẳn bộ điều khiển MPC thông thường. Với khóa chuyển đổi mờ, bộ điều khiển này có thể ứng dụng cho các đối tượng điều khiển đa mô hình, có nghĩa là ứng với mỗi điểm làm việc khác nhau đối tượng có mô hình khác nhau.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Eduardo F. Camacho and Carlos Bordons - Model Predictive Control, Springer, 1999, ISBN 3540762418.
2. L. Huang, Helen H. Lou, J. P. Gong, and Thomas F. Edgar - Fuzzy Model Predictive Control, IEEE Transactions on Fuzzy system **8** (6) (2000).
3. Takagi, M. Sugeno - Fuzzy indentation of systems and its application to modeling and control, IEEE Trans. System, Man and Cybernetic **15** (1985).
4. D. E. Goldberg - Genetic algorithms in search, optimization and machine Learning, Wesley, 1989.

5. Hung T. Nguyen, Michio Sugeno - Fuzzy Systems Modelling and Control, Kluwer Academic Publishers FSHS2 ISBN 0-7923-8064-9. pp. 64-65.
6. Kim F. Man, K. S. Tang, S. Kwong - Genetic Algorithms: Concepts and Designs, ISBN 978-1-85233-072-9, Springer, 1999.
7. Jyh – Shing Roger Jang - Neuro-Fuzzy modeling for dynamic system identification, Fuzzy Systems Symposium, ISBN 0-7803-3689-9, IEEE, 1996.
8. Leandro dos Santos Coelho, Renato A. Krohling - Discrete Variable Structure Control Design based on Lamarckian Evolution, Springer, 2003, ISBN 978-1-85233-755-1.
9. Al-Duwaish H. and Naeem Wasif - Nonlinear Model Predictive Control of Hammerstein and Wiener Models using Genetic Algorithms, Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Control applications.
10. Volker Stix - Target – Oriented Branch and Bound Method for Global Optimization” Journal of Global Optimization, Kluwer Academic Publishers **26** (2003) 261-277.
11. Christodoulos A. Floudas - Global Optimization in Design and Control of Chemical Process System, Journal of Process Control, A Journal of IFAC, the International Federation of Automatic Control, April 2000, ISSN: 0959-1524
12. J. M. Sausa - Optimization Issues in Predictive Control with Fuzzy Objective Functions, International Journal of Intelligent Systems **15** (2000) 879-899.
13. Kaouther laabidi, Faouzi Bouani - Genetic Algorithms for Multiobjective Predictive Control, First International Symposium on Control, Communications and Signal Processing, IEEE Cat. No.04EX814, 2004.
14. Trần Quang Tuấn, Phan Xuân Minh - Điều khiển dự báo dựa mô hình trên cơ sở hệ mờ, ứng dụng điều khiển lò phản ứng dây chuyền liên tục (CSTR), Tạp chí Phát triển khoa học và Công nghệ, Đại học quốc gia thành phố Hồ Chí Minh, tập 13, K1-2010, ISSN 1859-0128.
15. Mai Van Sy, Phan Xuan Minh - Fuzzy Model Predictive Control using Takagi-Sugeno Model, Int.conf.On Control, Automatic and Systems, 2008, pp. 632-637.
16. Trần Quang Tuấn, Phan Xuân Minh - Điều khiển dự báo dựa mô hình trên cơ sở hệ mờ, Tạp chí nghiên cứu khoa học và công nghệ quân sự, 3-2009, ISSN 1859-1043

SUMMARY

ADAPTIVE PREDICTIVE CONTROL BASED ON FUZZY MODEL AND GENETIC ALGORITHMS FOR UNCERTAINTY NONLINEAR SYSTEM

The paper presents a method to design the Adaptive Predictive Controller for uncertainty nonlinear system. The predictive model is used by a group of Takagi-Sugeno Fuzzy Models with Fuzzy Switching Element, the Optimisation Problem is solved by the Genetic Algorithms. The method to tuning the parameters of the Model Predictive Controller based on Lyapunov stability theorem is presented in this paper. These tuning parameters are the weight coefficients

of the costfunction. These coefficients are tuned to bring higher control qualities and guaranty Global Stable System (GAS) for the closed system. Simulation results show that the proposed controller can be applied for uncertainty nonlinear plant.

The paper is organised as follows: The description of MPC based on Fuzzy Model and Genetic Algorithms is section 1, Takagi-Sugeno Fuzzy Model and Genetic Algorithms are presented in section 2, The method to tuning the parameters of the Model Predictive Controller based on Lyapunov stability theorem is section 3, The simulink and results are presented in section 4, Conclutinons are in section 5.

Keywords. Model Preditive Control (MPC), Robust Adaptive Predictive Control (RAPC), Takagi - Sugeno Fuzzy Model (TS), Fuzzy Inference System (FIS), Genetic Algorithms (GA), Branch and Bound (B&B), Single-Input and Single-Output (SISO), Multiple Inputs-Multiple Outputs (MIMO), Global Asymptotic Stable System (GAS).