



(19)中華民國智慧財產局

(12)發明說明書公告本 (11)證書號數：TW I413005 B

(45)公告日：中華民國 102 (2013) 年 10 月 21 日

(21)申請案號：098110073

(22)申請日：中華民國 98 (2009) 年 03 月 26 日

(51)Int. Cl. : G06N3/02 (2006.01) G06F17/10 (2006.01)

(71)申請人：元智大學(中華民國) YUAN ZE UNIVERSITY (TW)

桃園縣中壢市遠東路 135 號

(72)發明人：魏榮宗 WAI, RONG JONG (TW)；劉嘉鳴 LIU, CHIA MING (TW)；林有為 LIN, YOU WEI (TW)

(74)代理人：莊志強

(56)參考文獻：

TW M348676

TW 200513817A

US 6275705B1

US 6381591B1

審查人員：顏俊仁

申請專利範圍項數：5 項 圖式數：15 共 0 頁

(54)名稱

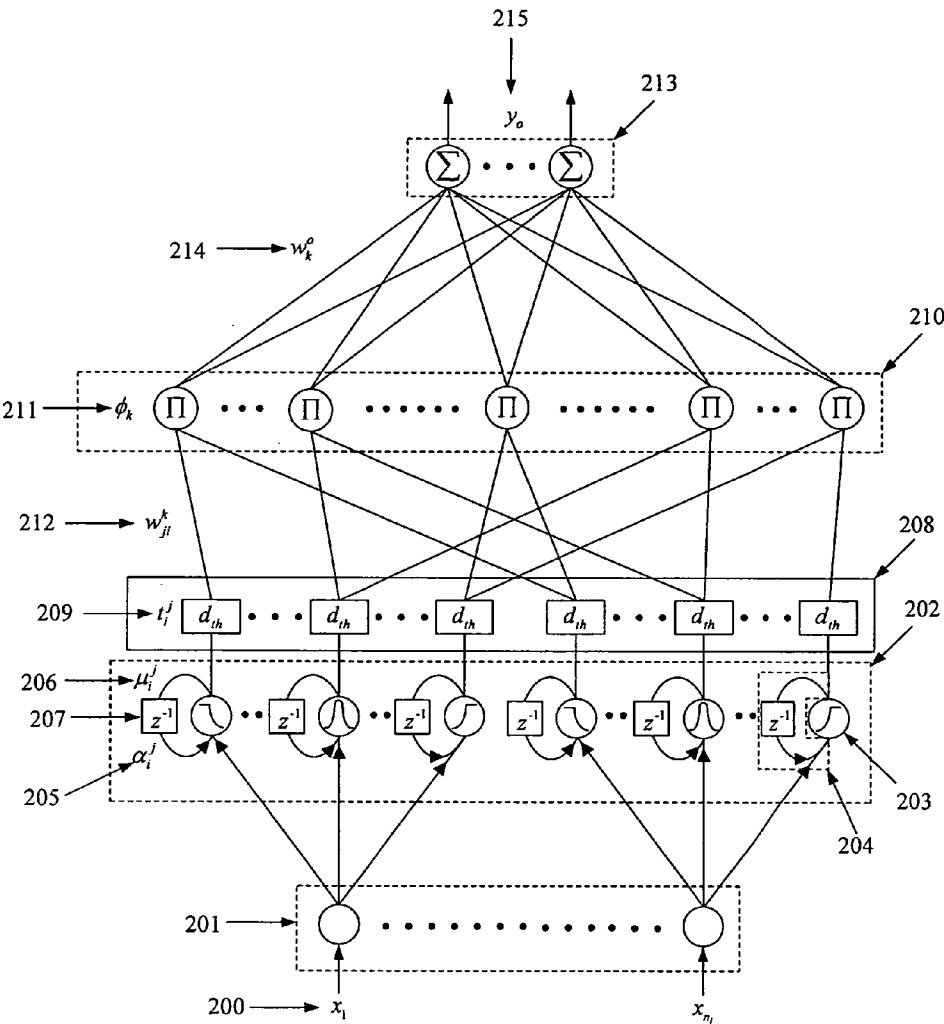
行動載具之強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統

ROBUST PATH TRACKING CONTROL FOR MOBILE ROBOT VIA DYNAMIC PETRI
RECURRENT-FUZZY-NEURAL-NETWORK

(57)摘要

本發明揭示一種行動載具之強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路(Dynamic Petri Recurrent-Fuzzy-Neural-Network,DPRFNN)軌跡追蹤控制系統，係包括一行動載具、一強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路及一適應法則模組，該強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路係以網路派翠層與網路遞迴結構的概念結合傳統的模糊類神經網路而成，達到減少運算量的功效及增強網路之動態對應能力；該適應法則模組採用投影法則以及里亞普諾(Lyapunov)穩定理論即時調整該強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路之參數值，達到參數的收斂以及追蹤誤差的穩定，且不需要系統的資訊，亦無須輔以其他強健控制器。

This invention focuses on the reveal of robust path tracking control for mobile robot via dynamic Petri recurrent-fuzzy-neural-network (DPRFNN). It is composed of a controlled plant, a robust DPRFNN, and an adaptation law module. In the robust DPRFNN, the concept of a Petri net (PN) and the recurrent frame of internal feedback loops are incorporated into a traditional fuzzy neural network (FNN) to alleviate the computation burden of parameter learning and to enhance the dynamic mapping of network ability. Moreover, the adaptation law module for network parameters are established in the sense of projection algorithm and Lyapunov stability theorem to ensure the network convergence as well as stable control performance without the requirement of detailed system information and the compensation of auxiliary controllers.



第 2 圖

第 2 圖 表示本發明
強健型動態派翠遞迴
式模糊類神經網路之
架構圖

200 . . . 網路輸入訊
號

201 . . . 網路輸入層

202 . . . 網路歸屬函
數層

203 . . . 網路歸屬函
數神經元

204 . . . 網路遞迴結
構

205 . . . 網路遞迴結
構權重值

206 . . . 網路歸屬函
數層輸出

207 . . . 時間延遲訊
號

208 . . . 網路派翠層

209 . . . 傳送閥

210 . . . 網路規則層

211 . . . 網路規則層
輸出

212 . . . 網路派翠層
與網路規則層之間權
重值

213 . . . 網路輸出層

214 . . . 網路輸出層
與網路規則層之間權
重值

215 . . . 網路輸出訊
號

發明專利說明書

公告本

(本說明書格式、順序，請勿任意更動，※記號部分請勿填寫)

※ 申請案號： 98110073

※ 申請日： 98-3-26

※IPC 分類： G06N 3/02 (2006.01)

G06F 17/10 (2006.01)

一、發明名稱：(中文/英文)

行動載具之強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統
Robust Path Tracking Control for Mobile Robot Via Dynamic Petri
Recurrent-Fuzzy-Neural-Network

二、中文發明摘要：

本發明揭示一種行動載具之強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路(Dynamic Petri Recurrent-Fuzzy-Neural-Network, DPRFNN)軌跡追蹤控制系統，係包括一行動載具、一強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路及一適應法則模組，該強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路係以網路派翠層與網路遞迴結構的概念結合傳統的模糊類神經網路而成，達到減少運算量的功效及增強網路之動態對應能力；該適應法則模組採用投影法則以及里亞普諾(Lyapunov)穩定理論即時調整該強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路之參數值，達到參數的收斂以及追蹤誤差的穩定，且不需要系統的資訊，亦無須輔以其他強健控制器。

三、英文發明摘要：

This invention focuses on the reveal of robust path tracking control for mobile robot via dynamic Petri recurrent-fuzzy-neural-network (DPRFNN). It is composed of a controlled plant, a robust DPRFNN, and an adaptation law module. In the robust DPRFNN, the concept of a Petri net (PN) and the recurrent frame of internal feedback loops are incorporated into a traditional fuzzy neural network (FNN) to alleviate the computation burden of parameter

learning and to enhance the dynamic mapping of network ability. Moreover, the adaptation law module for network parameters are established in the sense of projection algorithm and Lyapunov stability theorem to ensure the network convergence as well as stable control performance without the requirement of detailed system information and the compensation of auxiliary controllers.

四、指定代表圖：

(一)本案指定代表圖為：第(2)圖。

(二)本代表圖之元件符號簡單說明：

第2圖 表示本發明強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路之架構
圖

- 200 網路輸入訊號
- 201 網路輸入層
- 202 網路歸屬函數層
- 203 網路歸屬函數神經元
- 204 網路遞迴結構
- 205 網路遞迴結構權重值
- 206 網路歸屬函數層輸出
- 207 時間延遲訊號
- 208 網路派翠層
- 209 傳送閥
- 210 網路規則層
- 211 網路規則層輸出
- 212 網路派翠層與網路規則層之間權重值
- 213 網路輸出層
- 214 網路輸出層與網路規則層之間權重值
- 215 網路輸出訊號

五、本案若有化學式時，請揭示最能顯示發明特徵的化學式：

六、發明說明：

【發明所屬之技術領域】

本發明「行動載具之強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統」所涉及之技術領域主要包含有模糊控制、類神經網路、非線性控制及智慧型控制；根據以上技術，發展一控制系統，該控制系統以模糊類神經網路為核心，加入網路派翠層以及網路遞迴結構，並藉由適應法則模組，使行動載具達到軌跡追蹤控制目的。

【先前技術】

近年來行動載具受到廣泛的注意，尤其在業界的運用[1]-[6]，例如房間的清理、殘障人士的輔助、工廠自動化、保全、傳輸以及行星探索等等。這些運用需要行動載具的追蹤能力，從這個觀點來看，發展行動載具的軌跡追蹤是一項很重要的議題。一般來說，行動載具為非完整約束的裝置，這種非完整約束的行為係由於致動器的數目較少，故此行動載具系統目前受到廣泛地研究。

傳統的模糊控制(Fuzzy Control)具有強健性、不需要精確的數學模型、強大近似能力以及採用人類的經驗來建立模糊規則[7]…等優點，因此參考文獻[8]-[12]採用模糊控制去解決行動載具之複雜控制的問題。參考文獻[8]中提出模糊邏輯的方式與新的地圖量測來運用在操縱行動載具方面。參考文獻[9]發展嵌入式模糊控制器去控制行動載具，經由里亞普諾(Lyapunov)穩定理論證明收斂性。參考文獻[10]設計一個即時的模糊控制架構並使用紅外線感測器，使行動載具達到目標追尋的功能。參考文獻[11]採用模糊控制以及可變結構控制使行動載具達到追蹤能力。參考文獻[12]利用模糊邏輯能

夠仿效人類思考的行為，使行動載具能夠追隨特定的路徑。雖然這些技巧能夠以仿效人類的行為來建構控制系統，但是要取得適合的模糊規則以達到良好的控制性能卻是相當困難的。

近幾年來，許多人研究類神經網路(Neural Network, NN)運用在系統鑑別或動態系統控制[13]-[15]。參考文獻[14]採用類神經網路的方式，研究如何在行動載具追蹤的過程中避開障礙物。參考文獻[15]發展簡單的類神經網路來操縱行動載具，並且無需使用行動載具的速度資訊。雖然類神經網路具有強大的函數近似能力，但是網路的參數值通常必須經過長時間訓練才能達到良好的控制，由於剛開始的網路參數值還沒有訓練完成，導致網路參數沒有對應適合的值，因此初始控制性能普遍不佳。近年來，參考文獻[16]-[18]提出遞迴式類神經網路(Recurrent Neural Network, RNN)達到快速的對應能力，由於加入網路遞迴結構，其效能明顯比類神經網路來的優越，但是遞迴式類神經網路與類神經網路的網路運作模式皆有難以讓人理解的缺點。

現今結合模糊控制與類神經網路成為相當熱門的研究主題[19]-[21]。模糊類神經網路(Fuzzy Neural Network, FNN)可結合模糊控制與類神經網路各自的優點達到不錯的效能，其網路架構比類神經網路來得簡單，並且相對應模糊規則可以利用類神經網路學習理論求得。此外，參考文獻[22]及[23]提出遞迴式模糊類神經網路(Recurrent Fuzzy Neural Network, RFNN)的架構，因為網路遞迴結構可以加快網路的對應能力，一般而言，遞迴式模糊類神經網路控制性能比模糊類神經網路優越。

另一方面，派翠網路(Petri Net, PN)提出後便有許多人開始研究於不同

的領域中[24]-[26]，參考文獻[24]提出基本的派翠概念並且以此建立動態系統的模型。參考文獻[25]以高階模糊派翠網路模型發展增強學習理論，並且能同時執行架構與參數的學習。參考文獻[26]以網路派翠層的概念結合傳統的模糊類神經網路，設計出派翠模糊類神經網路(Petri Fuzzy Neural Network, PFNN)架構運用於線型感應馬達。本發明主要目的是以網路派翠層與網路遞迴結構的概念結合傳統的模糊類神經網路，形成強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路並操控行動載具達到路徑追蹤，此架構中能保有派翠模糊類神經網路以及遞迴式模糊類神經網路的優點，達到減少運算量的功效及增強網路之動態對應能力。

備註：參考文獻

- [1] J. Palacín, J. A. Salse, I. Valgañón, and X. Clua, "Building a mobile robot for a floor-cleaning operation in domestic environments," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 53, no. 5, pp. 1418-1424, 2004.
- [2] D. Ding and R. A. Cooper, "Electric-powered wheelchairs: a review of current technology and insight into future direction," *IEEE Contr. Syst. Mag.*, vol. 25, no. 2, pp. 22-34, 2005.
- [3] T. Yamaguchi, E. Sato, and Y. Takama, "Intelligent space and human centered robotics," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 50, no. 5, pp. 881-889, 2003.
- [4] J. M. Lee, K. Son, M. C. Lee, J. W. Choi, S. H. Han, and M. H. Lee, "Localization of a mobile robot using the image of a moving object," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 50, no. 3, pp. 612-619, 2003.
- [5] S. Y. Oh, J. H. Lee, and D. H. Choi, "A new reinforcement learning vehicle control architecture for vision-based road following," *IEEE Trans. Vehicular Technol.*, vol. 49, no. 3, pp. 997-1005, 2000.
- [6] T. C. Lee, C. Y. Tsai, and K. T. Song, "Fast parking control of mobile robots: a motion planning approach with experimental validation," *IEEE Trans. Contr. Syst. Technol.*, vol. 12, no. 5, pp. 661-676, 2004.

- [7] L. X. Wang, *A Course in Fuzzy Systems and Control*. New Jersey: Prentice-Hall, 1997.
- [8] H. Seraji and A. Howard, "Behavior-based robot navigation on challenging terrain: a fuzzy logic approach," *IEEE Trans. Robot. Automat.*, vol. 18, no. 3, pp. 308-321, 2002.
- [9] S. X. Yang, H. Li, M. Q. H. Meng, and P. X. Liu, "An embedded fuzzy controller for a behavior-based mobile robot with guaranteed performance," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 12, no. 4, pp. 436-446, 2004.
- [10] T. H. S. Li, S. J. Chang, and W. Tong, "Fuzzy target tracking control of autonomous mobile robots by using infrared sensors," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 12, no. 4, pp. 491-501, 2004.
- [11] C. L. Hwang, L. J. Chang, and Y. S. Yu, "Network-based fuzzy decentralized sliding-mode control for car-like mobile robots," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 54, no. 1, pp. 574-585, 2007.
- [12] G. Antonelli, S. Chiaverini, and G. Fusco, "A fuzzy-logic-based approach for mobile robot path tracking," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 15, no. 2, pp. 211-221, 2007.
- [13] O. Omidvar and D. L. Elliott, *Neural Systems for Control*. Academic Press, 1997.
- [14] S. X. Yang and M. Q. H. Meng, "Real-time collision-free motion planning of a mobile robot using a neural dynamics-based approach," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 14, no. 6, pp. 1541-1552, 2003.
- [15] T. Das, I. N. Kar, and S. Chaudhury, "Simple neuron-based adaptive controller for a nonholonomic mobile robot including actuator dynamics," *Neurocomputing*, vol. 69, no. 16-18, pp. 2140-2151, 2006.
- [16] F. J. Lin, R. J. Wai, W. D. Chou, and S. P. Hsu, "Adaptive backstepping control using recurrent neural network for linear induction motor drive," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 49, no. 1, pp. 134-146, 2002.
- [17] R. J. Wai, C. M. Lin, and Y. F. Peng, "Adaptive hybrid control for linear piezoelectric ceramic motor drive using diagonal recurrent CMAC network," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 15, no. 6, pp. 1491-1506, 2004.
- [18] S. J. Yoo, Y. H. Choi, and J. B. Park, "Generalized predictive control based on self-recurrent wavelet neural network for stable path tracking of mobile robots: adaptive learning rates approach," *IEEE Trans. Circuit Syst.*, vol. 53, no. 6, pp. 1381-1394, 2006.
- [19] C. T. Lin and C. S. George Lee, *Neural Fuzzy Systems*, New Jersey:

Prentice-Hall, 1996.

- [20] F. J. Lin, R. J. Wai, and C. C. Lee, "Fuzzy neural network position controller for ultrasonic motor drive using push-pull DC-DC converter," *IEE Proc. Control Theory Appl.*, vol. 146, no. 1, pp. 99-107, 1999.
- [21] C. Ye, N. H. C. Yung, and D. Wang, "A fuzzy controller with supervised learning assisted reinforcement learning algorithm for obstacle avoidance," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B*, vol. 33, no. 1, pp. 17-27, 2003.
- [22] F. J. Lin, R. J. Wai, K. K. Shyu, and T. M. Liu, "Recurrent fuzzy neural network control for piezoelectric ceramic linear ultrasonic motor drive," *IEEE Trans. Ultrason., Ferroelect., Freq. Cont.*, vol. 48, no. 4, pp. 900-913, 2001.
- [23] R. J. Wai, "Total sliding-mode controller for PM synchronous servo motor drive using recurrent fuzzy neural network," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 48, no. 5, pp. 926-944, 2001.
- [24] R. David and H. Alla, "Petri nets for modeling of dynamic systems: A survey," *Automatica*, vol. 30, no. 2, pp. 175-202, 1994.
- [25] V. R. L. Shen, "Reinforcement learning for high-level fuzzy petri nets," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B*, vol. 33, no. 2, pp. 351-362, 2003.
- [26] R. J. Wai and C. C. Chu, "Robust petri fuzzy-neural-network control for linear induction motor drive," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 54, no. 1, pp. 177-189, 2007.
- [27] J. Velagic, B. Lacevic, and B. Perunicic, "A 3-level autonomous mobile robot navigation system designed by using reasoning/search approaches," *Robot. Autonomous Syst.*, vol. 54, pp. 989-1004, 2006.
- [28] K. J. Astrom and B. Wittenmark, *Adaptive Control*. NY: Addison-Wesley, 1995.
- [29] R. J. Wai and C. M. Liu, "Design of dynamic petri recurrent-fuzzy-neural-network scheme for mobile robot tracking control," *IEEE Inter. Conf. Neural Networks*, pp. 117-124, 2008.
- [30] H. Hardt, D. Wolf, and R. Husson, "The dead reckoning localization system of the wheeled mobile robot ROMANE," *IEEE Inter. Conf. Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, pp. 603-610, 1996.

【發明內容】

行動載具之強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統方塊圖如第 1 圖所示，圖中包含 100 強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路；101 行動載具裝置；102 適應法則模組；103 追蹤誤差。該 100 強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路係根據誤差訊號 (e_1, e_2) 及其微分 $(\dot{e}_1, \dot{e}_2)$ 求得適合之左輪速度 (v_l) 和右輪速度 (v_r) 來操縱行動載具；該 101 行動載具裝置根據左右輪速來移動該行動載具，並且以全域座標 u 和 v 以及車子方位 θ 表示該行動載具的姿態；該 102 適應法則模組係根據學習率 $(\eta_w, \eta_m, \eta_s, \eta_a)$ 、100 強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路參數 $(w_k^o, m_i^j, s_i^j, \alpha_i^j)$ 以及由誤差訊號所組成之濾波向量 $(f = e + A \int_0^t e(\tau) d\tau)$ 來調整 100 強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路參數；該 103 追蹤誤差將行動載具實際命令以及參考命令轉換為誤差訊號。

一、100 強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路

100 強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路的架構如「第 2 圖」所示，總共分為五層，其中包含 201 網路輸入層、202 網路歸屬函數層、208 網路派翠層、210 網路規則層及 213 網路輸出層，此外 202 網路歸屬函數層中加入 204 網路遞迴結構，其各層訊號傳遞流程表示如下：

第一層為 201 網路輸入層，將 200 網路輸入訊號 $x_i (i = 1, \dots, n_i)$ 直接傳送到 202 網路歸屬函數層。

第二層為 202 網路歸屬函數層，每個 203 網路歸屬函數神經元的輸入為上一次 206 網路歸屬函數層輸出乘上 205 網路遞迴結構權重值，並加上本次 200 網路輸入訊號，可表示成(1)式

$$r_i^j(n) = x_i(n) + \mu_i^j(n-1)\alpha_i^j \quad (1)$$

其中 n 代表離散時間， α_i^j 代表205網路遞迴結構權重值， $\mu_i^j(n-1)$ 代表上一次206網路歸屬函數層輸出，且 z^{-1} 為207時間延遲訊號。本發明所採用之歸屬函數為高斯函數，可表示成(2)式

$$net_j(r_i^j) = -\frac{(r_i^j - m_i^j)^2}{(s_i^j)^2}, \quad \mu_i^j[net_j(r_i^j)] = \exp[net_j(r_i^j)] \quad (2)$$

其中 $\exp[\cdot]$ 代表指數函數 (Exponential Function)， m_i^j 和 s_i^j ($i=1, \dots, n_i; j=1, \dots, n_j$) 分別代表高斯函數之中心點和寬度， n_j 則為對於每個200網路輸入訊號之語句變數的數目。

第三層為 208 網路派翠層，在這一層中根據(3)式來判斷 206 網路歸屬函數層輸出是否傳送至第四層

$$t_i^j = \begin{cases} 1, & \mu_i^j[net_j(r_i^j)] \geq d_{th} \\ 0, & \mu_i^j[net_j(r_i^j)] < d_{th} \end{cases} \quad (3)$$

其中 t_i^j 為209傳送閥；動態臨界值 d_{th} 可以根據誤差訊號調整如(4)式所示

$$d_{th} = \frac{\alpha \exp[-\beta(e_1^2 + e_2^2)]}{1 + \exp[-\beta(e_1^2 + e_2^2)]} \quad (4)$$

第四層為 210 網路規則層，211 網路規則層輸出為所對應的 208 網路派翠層之輸出的乘積，如(5)式表示

$$\phi_k = \begin{cases} \prod_{i=1}^{n_i} w_{ji}^k \mu_i^j[net_j(r_i^j)] & , \quad t_i^j = 1 \\ 0 & , \quad t_i^j = 0 \end{cases} \quad (5)$$

其中 ϕ_k ($k=1, \dots, n_y$) 代表 211 網路規則層輸出； w_{ji}^k 為 212 網路派翠層與網路規則層之間權重值，設定為 1； n_y 為 210 網路規則層中神經元的總數目。

第五層為 213 網路輸出層，本層中每個 215 網路輸出訊號為 211 網路規則層輸出與 214 網路輸出層與網路規則層之間權重值乘積的總和，如(6)

式所示

$$y_o = \sum_{k=1}^{n_y} w_k^o \phi_k \quad (6)$$

其中 w_k^o 代表 214 網路輸出層與網路規則層之間權重值； y_o 代表 215 網路輸出訊號；並且以矩陣的形式表示如下

$$y = [y_1 \ y_2 \ \cdots \ y_{n_o}]^T = \mathbf{W}l \triangleq \mathbf{u}_{DPRFNN}(e, \mathbf{W}, m, s, \alpha) \quad (7)$$

其中

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_1^1 & w_2^1 & \cdots & w_{n_y}^1 \\ w_1^2 & w_2^2 & \cdots & w_{n_y}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_1^{n_o} & w_2^{n_o} & \cdots & w_{n_y}^{n_o} \end{bmatrix} \triangleq [w_1^T \ w_2^T \ \cdots \ w_{n_o}^T]^T \in R^{n_o \times n_y}, \quad l = [\phi_1 \ \phi_2 \ \cdots \ \phi_{n_y}]^T \in R^{n_y \times 1}$$

二、101行動載具裝置

本發明採用行動載具之結構示意如圖3所示[12]、[14]、[15]、[18]、[27]，包含兩個操縱輪與一支撐輪裝置於行動載具，該操縱輪分別由兩個獨立之直流馬達所控制，並且平行於輪軸。該支撐輪為被動之自由輪，可隨操縱輪控制於任意之角度。圖中 $2b$ 為兩個操縱輪之間的距離，且操縱輪之半徑表示為 r 。圖中 C 點為行動載具之質心位置，圖中 P 點為輪軸與該輪軸之垂直線穿過 C 點之交點，該 P 點表示行動載具在座標系統之位置。圖中 $\{O, U, V\}$ 為全域座標系統，行動載具在全域座標系統的位置可表示成 $p = [u \ v \ \phi]^T$ ，其中 u 和 v 分別代表全域座標中的橫軸與縱軸。圖中 $\{P, X, Y\}$ 為局部座標系統，亦即以 P 點為原點之座標系統。圖中 θ 為全域座標與局部座標之相對角度，且起始角由 U 軸開始量起。假設行動載具的輪子只有轉動且不產生側移的情況之下，亦即行動載具移動的方向垂直於輪軸，因此行

動載具之行動約束[12]、[14]、[27]可表示

$$\dot{v}\cos\theta - \dot{u}\sin\theta = 0 \quad (8)$$

根據(8)式行動載具在全域座標系統的動態方程式[27]可表示成

$$\dot{\mathbf{p}} = \mathbf{B}\mathbf{u} + \mathbf{d} \quad (9)$$

其中

$$\mathbf{p} = \begin{bmatrix} u \\ v \\ \theta \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}\cos\theta & \frac{1}{2}\sin\theta & \frac{1}{2b} \\ \frac{1}{2}\cos\theta & \frac{1}{2}\sin\theta & \frac{-1}{2b} \end{bmatrix}^T, \quad \mathbf{u} = \begin{bmatrix} v_r \\ v_l \end{bmatrix}, \quad \mathbf{d} = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ d_3 \end{bmatrix}$$

其中 $\mathbf{p}$ 為行動載具在全域座標系統中的位置資訊； v_l 和 v_r 分別為左輪和右輪速度， d_1 、 d_2 和 d_3 為外來干擾項；為了更容易分析，行動載具的動態方程式可乘上轉換矩陣 $\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & b \end{bmatrix}$ 改寫如下

$$\dot{\mathbf{q}} = \mathbf{B}_t \mathbf{u} + \mathbf{d}_t \quad (10)$$

其中

$$\dot{\mathbf{q}} = \mathbf{T}\dot{\mathbf{p}} = \begin{bmatrix} \dot{u}\cos\theta + \dot{v}\sin\theta \\ -\dot{u}\sin\theta + \dot{v}\cos\theta + b\dot{\theta} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B}_t = \mathbf{T}\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{-1}{2} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{d}_t = \mathbf{T}\mathbf{d} = \begin{bmatrix} d_1\cos\theta + d_2\sin\theta \\ -d_1\sin\theta + d_2\cos\theta + bd_3 \end{bmatrix}$$

假設 $\|\mathbf{d}_t\|_1 < \kappa$ ，其中 κ 為正的常數； $\|\cdot\|_1$ 為矩陣或向量之1階範數。本發明控制目的在於找出適合的控制命令左輪以及右輪速度使車子達到路徑追蹤。

三、穩定控制

首先設計出穩定控制力，以至於系統狀態可以追蹤所設計出的參考命

令。為了達到控制器的目標，定義103追蹤誤差向量($e=[e_1 \ e_2]^T$)及其相對應的濾波向量($f=[f_1 \ f_2]^T$)如下

$$e(t) = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (u_d - u) \cos \theta + (v_d - v) \sin \theta \\ -(u_d - u) \sin \theta + (v_d - v) \cos \theta \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$f = e + A \int_0^t e(\tau) d\tau \quad (12)$$

其中 u_d 以及 v_d 為行動載具在全域座標系統中的參考位置； $A = \begin{bmatrix} a_1 & 0 \\ 0 & a_2 \end{bmatrix}$ 為正定矩陣，其中 a_1 以及 a_2 為正的常數。將(12)式對時間微分並且使用(10)式，可以得到

$$\begin{aligned} \dot{e}(t) &= \begin{bmatrix} \dot{e}_1 \\ \dot{e}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{u}_d \cos \theta + \dot{v}_d \sin \theta - \dot{u} \cos \theta - \dot{v} \sin \theta + \dot{\theta} e_2 \\ -\dot{u}_d \sin \theta + \dot{v}_d \cos \theta + \dot{u} \sin \theta - \dot{v} \cos \theta - \dot{\theta} e_1 \end{bmatrix} \\ &= -\dot{q} + H = -B_t u - d_t + H \end{aligned} \quad (13)$$

其中

$$H = \begin{bmatrix} \dot{u}_d \cos \theta + \dot{v}_d \sin \theta + \dot{\theta} e_2 \\ -\dot{u}_d \sin \theta + \dot{v}_d \cos \theta - \dot{\theta} e_1 + b \dot{\theta} \end{bmatrix}$$

考慮里亞普諾函數如下：

$$V_1 = f^T G B_t^{-1} f / 2 \quad (14)$$

其中選擇常數矩陣 G 使得 $G B_t^{-1}$ 為正定矩陣。將(14)式對時間微分可以得到

$$\dot{V}_1 = f^T G B_t^{-1} \dot{f} = f^T G B_t^{-1} (-B_t u - d_t + H + A e) \quad (15)$$

設計穩定控制命令如下：

$$u_{sc} = B_t^{-1} H + B_t^{-1} \kappa \operatorname{sgn}(G B_t^{-1} f) + B_t^{-1} A e + B_t^{-1} f \quad (16)$$

將(16)式代入(15)式可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= f^T G B_t^{-1} \{-B_t [B_t^{-1} H + B_t^{-1} \kappa \operatorname{sgn}(G B_t^{-1} f) + B_t^{-1} A e + B_t^{-1} f] - d_t + H + A e\} \\ &= -f^T G B_t^{-1} \kappa \operatorname{sgn}(G B_t^{-1} f) - f^T G B_t^{-1} f - f^T G B_t^{-1} d_t \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\leq -\kappa \|f^T \mathbf{G} \mathbf{B}_i^{-1}\|_1 - f^T \mathbf{G} \mathbf{B}_i^{-1} f + \|f^T \mathbf{G} \mathbf{B}_i^{-1}\|_1 \|d_i\|_1 \\ &= -\|f^T \mathbf{G} \mathbf{B}_i^{-1}\|_1 (\kappa - \|d_i\|_1) - f^T \mathbf{G} \mathbf{B}_i^{-1} f \leq -f^T \mathbf{G} \mathbf{B}_i^{-1} f \leq 0 \end{aligned} \quad (17)$$

其中 $\text{sgn}(\cdot)$ 為符號函數。由於 V_1 的微分為負定函數，根據里亞普諾穩定理論 [28]，此控制系統為漸近穩定。然而未知的干擾項的精確值是很難取得，因此選擇一個上界來限制此干擾項，若是選的太大，則(16)式中的符號函數會導致系統產生抖動的現象；若是選的太小，則系統無法承受過大的干擾造成系統不穩定。既使存在不確定的干擾，為了確保控制系統的穩定，因此本發明設計動態派翠遞迴式模糊類神經網路來近似此(16)式的控制法則達到強健控制的效能。

四、102 適應法則模組

設計行動載具之100強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路的控制力去近似穩定控制法則的控制力(16)，並且保持強健的性能、不需要系統的資訊且亦無須輔以其他強健控制器。網路的參數調整法則採用投影定理以及里亞普諾穩定理論，達到網路參數的收斂以及追蹤誤差的穩定。根據強大的近似理論[19]、[26]，存在一個理想的行動載具之100強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路控制力 u_{DPRFNN}^* 去近似穩定控制力 u_{sc} ，如(18)式所示。

$$u_{sc} = u_{DPRFNN}^*(e, \mathbf{W}^*, \mathbf{m}^*, \mathbf{s}^*, \alpha^*) + \varepsilon \quad (18)$$

其中 ε 為理想值與實際值之間的誤差向量； $\mathbf{W}^*$ 、 $\mathbf{m}^*$ 、 $\mathbf{s}^*$ 以及 α^* 分別為 $\mathbf{W}$ 、 $\mathbf{m}$ 、 $\mathbf{s}$ 以及 α 的理想參數值。定義行動載具之100強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路控制力的估測值如下所示

$$\hat{u}_{sc} = \hat{u}_{DPRFNN}(e, \hat{\mathbf{W}}, \hat{\mathbf{m}}, \hat{\mathbf{s}}, \hat{\alpha}) \quad (19)$$

其中 $\hat{\mathbf{W}}$ 、 $\hat{\mathbf{m}}$ 、 $\hat{\mathbf{s}}$ 以及 $\hat{\alpha}$ 分別為 $\mathbf{W}^*$ 、 $\mathbf{m}^*$ 、 $\mathbf{s}^*$ 以及 α^* 的估測參數值。因此估測誤差 $\tilde{\mathbf{u}}_{sc}$ 可以表示如下

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{u}}_{sc} &= \mathbf{u}_{sc} - \hat{\mathbf{u}}_{sc} = \mathbf{u}_{DPRFNN}^*(e, \mathbf{W}^*, \mathbf{m}^*, \mathbf{s}^*, \alpha^*) + \varepsilon - \hat{\mathbf{u}}_{DPRFNN}(e, \hat{\mathbf{W}}, \hat{\mathbf{m}}, \hat{\mathbf{s}}, \hat{\alpha}) \\ &= \mathbf{W}^* \mathbf{l}^* + \varepsilon - \hat{\mathbf{W}} \hat{\mathbf{l}} = \tilde{\mathbf{W}} \mathbf{l}^* + \hat{\mathbf{W}} \tilde{\mathbf{l}} + \varepsilon\end{aligned}\quad (20)$$

其中 $\tilde{\mathbf{W}} = \mathbf{W}^* - \hat{\mathbf{W}}$ ； $\tilde{\mathbf{l}} = \mathbf{l}^* - \hat{\mathbf{l}}$ ； $\mathbf{l}^*$ 和 $\hat{\mathbf{l}}$ 分別為210網路規則層的理想參數向量以及估測參數向量。本發明利用泰勒展開式[7]將歸屬函數做線性化，如(21)式所示。

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{l}} &= \begin{bmatrix} \tilde{\phi}_1 \\ \tilde{\phi}_2 \\ \vdots \\ \tilde{\phi}_{n_y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \phi_1}{\partial \mathbf{m}^T} \\ \frac{\partial \phi_2}{\partial \mathbf{m}^T} \\ \vdots \\ \frac{\partial \phi_{n_y}}{\partial \mathbf{m}^T} \end{bmatrix} \Big|_{\mathbf{m}=\hat{\mathbf{m}}} (\mathbf{m}^* - \hat{\mathbf{m}}) + \begin{bmatrix} \frac{\partial \phi_1}{\partial \mathbf{s}^T} \\ \frac{\partial \phi_2}{\partial \mathbf{s}^T} \\ \vdots \\ \frac{\partial \phi_{n_y}}{\partial \mathbf{s}^T} \end{bmatrix} \Big|_{\mathbf{s}=\hat{\mathbf{s}}} (\mathbf{s}^* - \hat{\mathbf{s}}) + \begin{bmatrix} \frac{\partial \phi_1}{\partial \alpha^T} \\ \frac{\partial \phi_2}{\partial \alpha^T} \\ \vdots \\ \frac{\partial \phi_{n_y}}{\partial \alpha^T} \end{bmatrix} \Big|_{\alpha=\hat{\alpha}} (\alpha^* - \hat{\alpha}) + \mathbf{o}_h \\ &\equiv \mathbf{l}_m \tilde{\mathbf{m}} + \mathbf{l}_s \tilde{\mathbf{s}} + \mathbf{l}_\alpha \tilde{\alpha} + \mathbf{o}_h\end{aligned}\quad (21)$$

其中 $\tilde{\mathbf{m}} = \mathbf{m}^* - \hat{\mathbf{m}}$ ； $\tilde{\mathbf{s}} = \mathbf{s}^* - \hat{\mathbf{s}}$ ； $\tilde{\alpha} = \alpha^* - \hat{\alpha}$ ； $\mathbf{o}_h \in R^{n_y \times 1}$ 為泰勒展開式之高階項；

$$\begin{aligned}\mathbf{l}_m &= \begin{bmatrix} \frac{\partial \phi_1}{\partial \mathbf{m}} & \frac{\partial \phi_2}{\partial \mathbf{m}} & \dots & \frac{\partial \phi_{n_y}}{\partial \mathbf{m}} \end{bmatrix}^T \Big|_{\mathbf{m}=\hat{\mathbf{m}}} \in R^{n_y \times n_r} \quad ; \quad \mathbf{l}_s = \begin{bmatrix} \frac{\partial \phi_1}{\partial \mathbf{s}} & \frac{\partial \phi_2}{\partial \mathbf{s}} & \dots & \frac{\partial \phi_{n_y}}{\partial \mathbf{s}} \end{bmatrix}^T \Big|_{\mathbf{s}=\hat{\mathbf{s}}} \\ &\in R^{n_y \times n_r} \quad ; \quad \mathbf{l}_\alpha = \begin{bmatrix} \frac{\partial \phi_1}{\partial \alpha} & \frac{\partial \phi_2}{\partial \alpha} & \dots & \frac{\partial \phi_{n_y}}{\partial \alpha} \end{bmatrix}^T \Big|_{\alpha=\hat{\alpha}} \in R^{n_y \times n_r} \text{。從(5)式可以得知 } \phi_k \text{ 為非連續函數，當209傳送閥關閉時 } (\mu_i^j[\text{net}_j(r_i^j)] < d_{th}) \text{，則(21)式中對於 } \mathbf{m} \text{、} \mathbf{s} \text{ 以及 } \alpha \text{ 的偏微分為零，此法可解決 } \phi_k \text{ 的非連續問題。改寫(21)式如下所示}\end{aligned}$$

$$\mathbf{l}^* = \hat{\mathbf{l}} + \mathbf{l}_m \tilde{\mathbf{m}} + \mathbf{l}_s \tilde{\mathbf{s}} + \mathbf{l}_\alpha \tilde{\alpha} + \mathbf{o}_h \quad (22)$$

將(22)式代入(20)式，近似誤差向量 $\tilde{\mathbf{u}}_{sc}$ 可以表示成

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{u}}_{sc} &= \mathbf{W}^* \mathbf{l}^* + \varepsilon - \hat{\mathbf{W}} \hat{\mathbf{l}} = \mathbf{W}^* [\hat{\mathbf{l}} + \mathbf{l}_m \tilde{\mathbf{m}} + \mathbf{l}_s \tilde{\mathbf{s}} + \mathbf{l}_\alpha \tilde{\alpha} + \mathbf{o}_h] + \varepsilon - \hat{\mathbf{W}} \hat{\mathbf{l}} \\ &= (\mathbf{W}^* - \hat{\mathbf{W}}) \hat{\mathbf{l}} + (\tilde{\mathbf{W}} + \hat{\mathbf{W}}) \mathbf{l}_m \tilde{\mathbf{m}} + (\tilde{\mathbf{W}} + \hat{\mathbf{W}}) \mathbf{l}_s \tilde{\mathbf{s}} + (\tilde{\mathbf{W}} + \hat{\mathbf{W}}) \mathbf{l}_\alpha \tilde{\alpha} + \varepsilon + \mathbf{W}^* \mathbf{o}_h\end{aligned}$$

$$= \tilde{\mathbf{W}}\hat{\mathbf{l}} + \hat{\mathbf{W}}\mathbf{l}_m\tilde{\mathbf{m}} + \hat{\mathbf{W}}\mathbf{l}_s\tilde{\mathbf{s}} + \hat{\mathbf{W}}\mathbf{l}_\alpha\tilde{\mathbf{a}} + \tilde{\mathbf{W}}\mathbf{l}_m\tilde{\mathbf{m}} + \tilde{\mathbf{W}}\mathbf{l}_s\tilde{\mathbf{s}} + \tilde{\mathbf{W}}\mathbf{l}_\alpha\tilde{\mathbf{a}} + \varepsilon + \mathbf{W}^*\mathbf{o}_h \quad (23)$$

定理：考慮行動載具的動態模型(10)，假設行動載具之100強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路控制法則設計如(19)式，且參數的調整法則如(24)-(27)式所示，則行動載具之100強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路可以有穩定控制的性能。

$$\text{If } (\|\hat{\mathbf{w}}_o\| < b_w) \text{ or } (\|\hat{\mathbf{w}}_o\| = b_w \text{ and } \hat{\mathbf{w}}_o^T \hat{\mathbf{l}} \mathbf{g}_o^T \mathbf{f} \leq 0)$$

$$\dot{\hat{\mathbf{w}}}_o = \eta_w \mathbf{f}^T \mathbf{g}_o \hat{\mathbf{l}}^T \quad (24a)$$

$$\text{If } (\|\hat{\mathbf{w}}_o\| = b_w \text{ and } \hat{\mathbf{w}}_o^T \hat{\mathbf{l}} \mathbf{g}_o^T \mathbf{f} > 0)$$

$$\dot{\hat{\mathbf{w}}}_o = \eta_w \mathbf{f}^T \mathbf{g}_o \hat{\mathbf{l}}^T - \eta_w \mathbf{f}^T \mathbf{g}_o \hat{\mathbf{l}}^T \hat{\mathbf{w}}_o^T \hat{\mathbf{w}}_o / \|\hat{\mathbf{w}}_o\|^2 \quad (24b)$$

$$\text{If } (\|\hat{\mathbf{m}}\| < b_m) \text{ or } (\|\hat{\mathbf{m}}\| = b_m \text{ and } \mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_m \hat{\mathbf{m}} \leq 0)$$

$$\dot{\hat{\mathbf{m}}} = \eta_m (\mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_m)^T \quad (25a)$$

$$\text{If } (\|\hat{\mathbf{m}}\| = b_m \text{ and } \mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_m \hat{\mathbf{m}} > 0)$$

$$\dot{\hat{\mathbf{m}}} = \eta_m (\mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_m)^T - \eta_m [\mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_m (\hat{\mathbf{m}} \hat{\mathbf{m}}^T / \|\hat{\mathbf{m}}\|^2)]^T \quad (25b)$$

$$\text{If } (\|\hat{\mathbf{s}}\| < b_s) \text{ or } (\|\hat{\mathbf{s}}\| = b_s \text{ and } \mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_s \hat{\mathbf{s}} \leq 0)$$

$$\dot{\hat{\mathbf{s}}} = \eta_s (\mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_s)^T \quad (26a)$$

$$\text{If } (\|\hat{\mathbf{s}}\| = b_s \text{ and } \mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_s \hat{\mathbf{s}} > 0)$$

$$\dot{\hat{\mathbf{s}}} = \eta_s (\mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_s)^T - \eta_s [\mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_s (\hat{\mathbf{s}} \hat{\mathbf{s}}^T / \|\hat{\mathbf{s}}\|^2)]^T \quad (26b)$$

$$\text{If } (\|\hat{\mathbf{a}}\| < b_\alpha) \text{ or } (\|\hat{\mathbf{a}}\| = b_\alpha \text{ and } \mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_\alpha \hat{\mathbf{a}} \leq 0)$$

$$\dot{\hat{\mathbf{a}}} = \eta_\alpha (\mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_\alpha)^T \quad (27a)$$

$$\text{If } (\|\hat{\mathbf{a}}\| = b_\alpha \text{ and } \mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_\alpha \hat{\mathbf{a}} > 0)$$

$$\dot{\hat{\mathbf{a}}} = \eta_\alpha (\mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_\alpha)^T - \eta_\alpha [\mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_\alpha (\hat{\mathbf{a}} \hat{\mathbf{a}}^T / \|\hat{\mathbf{a}}\|^2)]^T \quad (27b)$$

其中常數矩陣 $\mathbf{G}$ 可以重新表示為 $\mathbf{G} = \begin{bmatrix} g_1^1 \cdots g_{n_o}^1 \\ g_1^2 \cdots g_{n_o}^2 \\ \vdots \\ g_1^{n_o} \cdots g_{n_o}^{n_o} \end{bmatrix} \triangleq [\mathbf{g}_1 \ \mathbf{g}_2 \ \cdots \ \mathbf{g}_{n_o}] \in R^{2 \times n_o}$; $\hat{\mathbf{w}}_o$

為理想參數向量 $\mathbf{w}_o^*$ 的估測值 ; η_w 、 η_m 、 η_s 以及 η_α 為學習率且大於 0 ; b_w 、 b_m 、 b_s 以及 b_α 為事先選擇的參數上界且大於 0 ; $\|\cdot\|$ 代表矩陣或向量之 Euclidean 範數。

證明：定義里亞普諾函數

$$V_2 = \frac{\mathbf{f}^T \mathbf{G} \mathbf{B}_t^{-1} \mathbf{f}}{2} + \frac{\text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}^T \tilde{\mathbf{W}})}{2\eta_w} + \frac{\tilde{\mathbf{m}}^T \tilde{\mathbf{m}}}{2\eta_m} + \frac{\tilde{\mathbf{s}}^T \tilde{\mathbf{s}}}{2\eta_s} + \frac{\tilde{\alpha}^T \tilde{\alpha}}{2\eta_\alpha} \quad (28)$$

其中 $\text{tr}(\cdot)$ 為跡(trace)的運算符號。將(12)式微分並使用(16)式和(23)式，可以得到

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{f}} &= -\mathbf{B}_t \mathbf{u}_{sc} + \mathbf{B}_t \tilde{\mathbf{u}}_{sc} - \mathbf{d}_t + \mathbf{H} + \mathbf{A} \mathbf{e} \\ &= -\kappa \text{sgn}(\mathbf{G} \mathbf{B}_t^{-1} \mathbf{f}) - \mathbf{f} + \mathbf{B}_t \tilde{\mathbf{W}} \hat{\mathbf{l}} + \mathbf{B}_t \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_m \tilde{\mathbf{m}} + \mathbf{B}_t \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_s \tilde{\mathbf{s}} + \mathbf{B}_t \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_\alpha \tilde{\alpha} + \psi \end{aligned} \quad (29)$$

其中不確定項 $\psi = \mathbf{B}_t \tilde{\mathbf{W}} \mathbf{l}_m \tilde{\mathbf{m}} + \mathbf{B}_t \tilde{\mathbf{W}} \mathbf{l}_s \tilde{\mathbf{s}} + \mathbf{B}_t \tilde{\mathbf{W}} \mathbf{l}_\alpha \tilde{\alpha} + \mathbf{B}_t \varepsilon + \mathbf{B}_t \mathbf{W}^* \mathbf{o}_h - \mathbf{d}_t$ ，假設其限制為 $\|\psi\|_1 < \kappa$ 。將(28)式微分且使用(29)式可以得到

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &= \mathbf{f}^T \mathbf{G} \mathbf{B}_t^{-1} \dot{\mathbf{f}} + \text{tr}(\tilde{\mathbf{W}} \dot{\mathbf{W}}^T) / \eta_w + \dot{\tilde{\mathbf{m}}}^T \tilde{\mathbf{m}} / \eta_m + \dot{\tilde{\mathbf{s}}}^T \tilde{\mathbf{s}} / \eta_s + \dot{\tilde{\alpha}}^T \tilde{\alpha} / \eta_\alpha \\ &= \mathbf{f}^T \mathbf{G} \mathbf{B}_t^{-1} [-\kappa \text{sgn}(\mathbf{G} \mathbf{B}_t^{-1} \mathbf{f}) - \mathbf{f} + \mathbf{B}_t \tilde{\mathbf{W}} \hat{\mathbf{l}} + \mathbf{B}_t \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_m \tilde{\mathbf{m}} + \mathbf{B}_t \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_s \tilde{\mathbf{s}} + \mathbf{B}_t \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_\alpha \tilde{\alpha} + \psi] \\ &\quad - \text{tr}(\tilde{\mathbf{W}} \dot{\mathbf{W}}^T) / \eta_w - \dot{\tilde{\mathbf{m}}}^T \tilde{\mathbf{m}} / \eta_m - \dot{\tilde{\mathbf{s}}}^T \tilde{\mathbf{s}} / \eta_s - \dot{\tilde{\alpha}}^T \tilde{\alpha} / \eta_\alpha \\ &= -\mathbf{f}^T \mathbf{G} \mathbf{B}_t^{-1} \kappa \text{sgn}(\mathbf{G} \mathbf{B}_t^{-1} \mathbf{f}) - \mathbf{f}^T \mathbf{G} \mathbf{B}_t^{-1} \mathbf{f} + \mathbf{f}^T \mathbf{G} \tilde{\mathbf{W}} \hat{\mathbf{l}} + \mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_m \tilde{\mathbf{m}} + \mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_s \tilde{\mathbf{s}} \\ &\quad + \mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_\alpha \tilde{\alpha} + \mathbf{f}^T \mathbf{G} \mathbf{B}_t^{-1} \psi - \text{tr}(\tilde{\mathbf{W}} \dot{\mathbf{W}}^T) / \eta_w - \dot{\tilde{\mathbf{m}}}^T \tilde{\mathbf{m}} / \eta_m - \dot{\tilde{\mathbf{s}}}^T \tilde{\mathbf{s}} / \eta_s - \dot{\tilde{\alpha}}^T \tilde{\alpha} / \eta_\alpha \end{aligned} \quad (30)$$

令 $V_m = -[\dot{\tilde{\mathbf{m}}}^T / \eta_m - \mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_m] \tilde{\mathbf{m}}$ 、 $V_s = -[\dot{\tilde{\mathbf{s}}}^T / \eta_s - \mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_s] \tilde{\mathbf{s}}$ 以及

$V_\alpha = -[\dot{\tilde{\alpha}}^T / \eta_\alpha - \mathbf{f}^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} \mathbf{l}_\alpha] \tilde{\alpha}$ ，(29)式可以改寫為

$$\dot{V}_2 = -\mathbf{f}^T \mathbf{G} \mathbf{B}_t^{-1} \kappa \text{sgn}(\mathbf{G} \mathbf{B}_t^{-1} \mathbf{f}) - \mathbf{f}^T \mathbf{G} \mathbf{B}_t^{-1} \mathbf{f} + \mathbf{f}^T \mathbf{G} \mathbf{B}_t^{-1} \psi + V_w + V_m + V_s + V_\alpha \quad (31)$$

(24)-(27)式的投影定理的基本概念如下：假如參數向量在限制集合內或是在

限制集合的邊緣且移動的方向是向內，則參數的調整採用 (24a)、(25a)、(26a) 以及(27a)；若參數向量在限制集合的邊緣且移動的方向是向外，則將參數調整的梯度向量投影在一個平面((24b)、(25b)、(26b)以及(27b))，因此 $\|\hat{\mathbf{w}}_o\| = b_w > \|\mathbf{w}_o^*\|$ 、 $\|\hat{\mathbf{m}}\| = b_m > \|\mathbf{m}^*\|$ 、 $\|\hat{\mathbf{s}}\| = b_s > \|\mathbf{s}^*\|$ 以及 $\|\hat{\mathbf{a}}\| = b_a > \|\mathbf{a}^*\|$ 分別在 (24b)、(25b)、(26b)以及(27b)是可以使用的。

假設行動載具之100強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路中214網路輸出層與網路規則層之間權重值的調整法則設計如(24)式，則 V_w 可以表示如下

By (24a)

$$\begin{aligned} V_w &= -[\text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}\dot{\hat{\mathbf{W}}}^T) / \eta_w - \mathbf{f}^T \mathbf{G} \tilde{\mathbf{W}} \hat{\mathbf{l}}] = -\sum_{o=1}^{n_o} \tilde{\mathbf{w}}_o \dot{\hat{\mathbf{w}}}_o^T + \sum_{o=1}^{n_o} \mathbf{f}^T \mathbf{g}_o \tilde{\mathbf{w}}_o \hat{\mathbf{l}} \\ &= -\sum_{o=1}^{n_o} \tilde{\mathbf{w}}_o [\mathbf{f}^T \mathbf{g}_o \hat{\mathbf{l}}^T]^T + \sum_{o=1}^{n_o} \mathbf{f}^T \mathbf{g}_o \tilde{\mathbf{w}}_o \hat{\mathbf{l}} = -\sum_{o=1}^{n_o} \tilde{\mathbf{w}}_o \hat{\mathbf{l}} \mathbf{g}_o^T \mathbf{f} + \sum_{o=1}^{n_o} \mathbf{f}^T \mathbf{g}_o \tilde{\mathbf{w}}_o \hat{\mathbf{l}} = 0 \end{aligned} \quad (32)$$

By (24b)

$$\begin{aligned} V_w &= -[\text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}\dot{\hat{\mathbf{W}}}^T) / \eta_w - \mathbf{f}^T \mathbf{G} \tilde{\mathbf{W}} \hat{\mathbf{l}}] = -\sum_{o=1}^{n_o} \tilde{\mathbf{w}}_o \dot{\hat{\mathbf{w}}}_o^T + \sum_{o=1}^{n_o} \mathbf{f}^T \mathbf{g}_o \tilde{\mathbf{w}}_o \hat{\mathbf{l}} \\ &= -\sum_{o=1}^{n_o} \tilde{\mathbf{w}}_o [\mathbf{f}^T \mathbf{g}_o \hat{\mathbf{l}}^T - \mathbf{f}^T \mathbf{g}_o \hat{\mathbf{l}}^T \hat{\mathbf{w}}_o^T \hat{\mathbf{w}}_o / \|\hat{\mathbf{w}}_o\|^2]^T + \sum_{o=1}^{n_o} \mathbf{f}^T \mathbf{g}_o \tilde{\mathbf{w}}_o \hat{\mathbf{l}} \\ &= -\sum_{o=1}^{n_o} \tilde{\mathbf{w}}_o \hat{\mathbf{l}} \mathbf{g}_o^T \mathbf{f} + \sum_{o=1}^{n_o} (\mathbf{w}_o^* - \hat{\mathbf{w}}_o) \hat{\mathbf{w}}_o^T \hat{\mathbf{w}}_o \hat{\mathbf{l}} \mathbf{g}_o^T \mathbf{f} / \|\hat{\mathbf{w}}_o\|^2 + \sum_{o=1}^{n_o} \mathbf{f}^T \mathbf{g}_o \tilde{\mathbf{w}}_o \hat{\mathbf{l}} \\ &= -\sum_{o=1}^{n_o} (\hat{\mathbf{w}}_o - \mathbf{w}_o^*) \hat{\mathbf{w}}_o^T \hat{\mathbf{w}}_o \hat{\mathbf{l}} \mathbf{g}_o^T \mathbf{f} / \|\hat{\mathbf{w}}_o\|^2 \end{aligned} \quad (33)$$

其中 $\tilde{\mathbf{w}}_o = \mathbf{w}_o^* - \hat{\mathbf{w}}_o$ ； $\mathbf{w}_o^*$ 為 $\mathbf{w}_o$ 的理想之參數向量； $\hat{\mathbf{w}}_o$ 為 $\mathbf{w}_o^*$ 的估測之參數向量；根據 $\|\hat{\mathbf{w}}_o\| = b_w > \|\mathbf{w}_o^*\|$ ，且 $(\hat{\mathbf{w}}_o - \mathbf{w}_o^*) \hat{\mathbf{w}}_o^T = 0.5(\|\hat{\mathbf{w}}_o\|^2 - \|\mathbf{w}_o^*\|^2 + \|\hat{\mathbf{w}}_o - \mathbf{w}_o^*\|^2) > 0$ ，由這個結果可以推得 $V_w \leq 0$ 。

假設行動載具之100強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路中202網路歸屬函數層之高斯函數中心點的調整法則設計如(25)式，則 V_m 可以表示如下

By (25a)

$$V_m = -(\dot{\hat{m}}^T / \eta_m - f^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} l_m) \tilde{m} = 0 \quad (34)$$

By (25b)

$$V_m = -(f^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} l_m - f^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} l_m \frac{\hat{m} \hat{m}^T}{\|\hat{m}\|^2} - f^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} l_m) \tilde{m} = f^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} l_m \hat{m} \frac{\hat{m}^T \tilde{m}}{\|\hat{m}\|^2} \quad (35)$$

根據 $\|\hat{m}\| = b_m > \|m^*\|$ ，且 $\hat{m}^T (m^* - \hat{m}) = 0.5(\|m^*\|^2 - \|\hat{m}\|^2 - \|m^* - \hat{m}\|^2) < 0$ ，由這個結果可以推得 $V_m \leq 0$ 。

假設行動載具之100強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路中202網路歸屬函數層之高斯函數寬度的調整法則設計如(26)式，則 V_s 可以表示如下

By (26a)

$$V_s = -(\dot{\hat{s}}^T / \eta_s - f^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} l_s) \tilde{s} = 0 \quad (36)$$

By (26b)

$$V_s = -(f^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} l_s - f^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} l_s \frac{\hat{s} \hat{s}^T}{\|\hat{s}\|^2} - f^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} l_s) \tilde{s} = f^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} l_s \hat{s} \frac{\hat{s}^T \tilde{s}}{\|\hat{s}\|^2} \quad (37)$$

根據 $\|\hat{s}\| = b_s > \|s^*\|$ ，且 $\hat{s}^T (s^* - \hat{s}) = 0.5(\|s^*\|^2 - \|\hat{s}\|^2 - \|s^* - \hat{s}\|^2) < 0$ ，由這個結果可以推得 $V_s \leq 0$ 。

假設行動載具之100強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路中205網路遞迴結構權重值之調整法則設計如(27)式，則 V_α 可以表示如下

By (27a)

$$V_\alpha = -(\dot{\hat{\alpha}}^T / \eta_\alpha - f^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} l_\alpha) \tilde{\alpha} = 0 \quad (38)$$

By (27b)

$$V_\alpha = -(f^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} l_\alpha - f^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} l_\alpha \frac{\hat{\alpha} \hat{\alpha}^T}{\|\hat{\alpha}\|^2} - f^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} l_\alpha) \tilde{\alpha} = f^T \mathbf{G} \hat{\mathbf{W}} l_\alpha \hat{\alpha} \frac{\hat{\alpha}^T \tilde{\alpha}}{\|\hat{\alpha}\|^2} \quad (39)$$

根據 $\|\hat{\alpha}\| = b_\alpha > \|\alpha^*\|$ ，且 $\hat{\alpha}^T (\alpha^* - \hat{\alpha}) = 0.5(\|\alpha^*\|^2 - \|\hat{\alpha}\|^2 - \|\alpha^* - \hat{\alpha}\|^2) < 0$ ，由這個結果可以推得 $V_\alpha \leq 0$ 。

將(31)式改寫為

$$\begin{aligned}\dot{V}_2 &\leq -f^T \mathbf{GB}_i^{-1} \kappa \operatorname{sgn}(\mathbf{GB}_i^{-1} f) - f^T \mathbf{GB}_i^{-1} f + f^T \mathbf{GB}_i^{-1} \psi \\ &\leq -\kappa \|f^T \mathbf{GB}_i^{-1}\|_1 - f^T \mathbf{GB}_i^{-1} f + \|f^T \mathbf{GB}_i^{-1}\|_1 \|\psi\|_1 \\ &= -f^T \mathbf{GB}_i^{-1} f - \|f^T \mathbf{GB}_i^{-1}\|_1 (\kappa - \|\psi\|_1) \leq -f^T \mathbf{GB}_i^{-1} f\end{aligned}\quad (40)$$

由於 $\dot{V}_2(f(t), \tilde{\mathbf{W}}, \tilde{\mathbf{m}}, \tilde{s}, \tilde{\alpha}) \leq 0$ 以及 $V_2(f(t), \tilde{\mathbf{W}}, \tilde{\mathbf{m}}, \tilde{s}, \tilde{\alpha})$ 為半負定函數，亦即 $V_2(f(t), \tilde{\mathbf{W}}, \tilde{\mathbf{m}}, \tilde{s}, \tilde{\alpha}) \leq V_2(f(0), \tilde{\mathbf{W}}, \tilde{\mathbf{m}}, \tilde{s}, \tilde{\alpha})$ ，意味著 $f(t)$ 、 $\tilde{\mathbf{W}}$ 、 $\tilde{\mathbf{m}}$ 、 $\tilde{s}$ 及 $\tilde{\alpha}$ 皆為有界函數。定義函數 $h(t) \equiv f^T \mathbf{GB}_i^{-1} f \leq -\dot{V}_2$ ，並將函數 $h(t)$ 對時間積分

$$\int_0^t h(\tau) d\tau \leq V_2(f(0), \tilde{\mathbf{W}}, \tilde{\mathbf{m}}, \tilde{s}, \tilde{\alpha}) - V_2(f(t), \tilde{\mathbf{W}}, \tilde{\mathbf{m}}, \tilde{s}, \tilde{\alpha}) \quad (41)$$

因為 $V_2(f(0), \tilde{\mathbf{W}}, \tilde{\mathbf{m}}, \tilde{s}, \tilde{\alpha})$ 為有界函數且 $V_2(f(t), \tilde{\mathbf{W}}, \tilde{\mathbf{m}}, \tilde{s}, \tilde{\alpha})$ 為非遞增有界函數，因此可得到下列結果

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \int_0^t h(\tau) d\tau \leq \infty \quad (42)$$

同時 $\dot{h}(t)$ 為有界，因此由巴巴拉輔助定理(Barbalat Lemma)[28]可以推論 $\lim_{t \rightarrow \infty} h(t) = 0$ ，當時間趨近於無窮大時， $f(t)$ 將會收斂到零，並且根據(11)式以及(12)式可以得到當時間趨近於無窮大時， $e(t)$ 將會收斂到零。由此可知此控制系統可確保穩定，且不需要使用任何系統參數，亦無須輔以其他強健控制器即可達成強健控制之目的。

註解1：根據行動載具之100強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路[19]的近似能力，(18)式中的誤差向量 ε 為有界。行動載具之100強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路中理想的參數值($\mathbf{W}^*$ 、 $\mathbf{m}^*$ 、 $\mathbf{s}^*$ 及 α^*)屬於有界；估測的參數值($\hat{\mathbf{W}}$ 、 $\hat{\mathbf{m}}$ 、 $\hat{\mathbf{s}}$ 及 $\hat{\alpha}$)根據調整法則以及投影定理屬於有界，由此可得知估測誤差($\tilde{\mathbf{W}}$ 、 $\tilde{\mathbf{m}}$ 、 $\tilde{s}$ 及 $\tilde{\alpha}$)也屬於有界。另外202網路歸屬函數層採用高斯歸屬函數，因此210網路規則層的輸出限制於0到1之間(亦即 $\phi_k|_{k=1, \dots, n_y} \in [0, 1]$)，

由此可知根據泰勒展開式 l_m 、 l_s 、 l_α 以及 o_h 皆屬於有界，因此即使系統包含外部干擾或是不確定量，(29)式中的 $\psi = B_i \tilde{W} l_m \tilde{m} + B_i \tilde{W} l_s \tilde{s} + B_i \tilde{W} l_\alpha \tilde{\alpha} + B_i \varepsilon + B_i W^* o_h - d_i$ 假設為 $\|\psi\|_1 < \kappa$ 是合理的。實際上 κ 在實驗中是不存在的，當發生 $\|\psi\|_1 > \kappa$ 情況時，可根據(12)式以及(14)式選擇適合的A以及G幫助解決不穩定現象。

註解 2：參考文獻[29]發展動態派翠遞迴式模糊類神經網路控制系統於行動載具的路徑追蹤，以不同的網路結構(模糊類神經網路、遞迴式模糊類神經網路以及派翠模糊類神經網路)去比較其性能，由數值模擬結果得知動態派翠遞迴式模糊類神經網路在效能上以及處理時間都比其他網路架構來的優越，但其以倒傳遞來調整參數值，此線上學習的過程需要系統的靈敏度，然而在高階系統或是未知的動態系統中很難取得系統的靈敏度，且此系統存在穩定度的問題，這些問題在本發明中皆能夠解決。

【實施方式】

本發明「行動載具之強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統」之一實施例為運用在行動載具之軌跡追蹤控制系統，且以差輪式行動載具來驗證所提出控制策略的效能，其詳細的參數表示如下：

$$r = 0.0925\text{m}, b = 0.167\text{m}, v_{\max} = 0.4\text{m/s} \quad (43)$$

為了顯示行動載具之100強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路有較優越的效能，比較穩定控制系統(16)。行動載具之100強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路中，200網路輸入訊號為追蹤誤差及其微分(亦即 $n_i = 4$ ； $x_1 = e_1$ 、 $x_2 = \dot{e}_1$ 、 $x_3 = e_2$ 及 $x_4 = \dot{e}_2$)；215網路輸出訊號為左輪速度以及右輪速

度(亦即 $n_o = 2$; $y_1 = v_l$ 及 $y_2 = v_r$)。為了取得較佳的響應，網路參數的初始值為事先訓練直到可接受的程度，並且以此參數為下一次執行之初始值。不同的環境之下，可由(24)式至(27)式重新訓練。

數值模擬與實驗驗證中，選擇兩種參考路徑來測試控制器的性能，第一種是八字型的軌跡[12]，其表示式如下：

$$u_d = \begin{cases} \cos(\frac{2\pi t}{T} - \frac{\pi}{2}) & , 0 \leq t < 40 \\ \cos(\frac{\pi}{2} - \frac{2\pi t}{T}) & , 40 \leq t < 80 \\ \cos(\frac{2\pi t}{T} - \frac{\pi}{2}) & , 80 \leq t < 120 \\ \cos(\frac{\pi}{2} - \frac{2\pi t}{T}) & , 120 \leq t < 160 \end{cases}, \quad v_d = \begin{cases} 1 + \sin(\frac{2\pi t}{T} - \frac{\pi}{2}) & , 0 \leq t < 40 \\ 3 + \sin(\frac{\pi}{2} - \frac{2\pi t}{T}) & , 40 \leq t < 80 \\ 3 + \sin(\frac{2\pi t}{T} - \frac{\pi}{2}) & , 80 \leq t < 120 \\ 1 + \sin(\frac{\pi}{2} - \frac{2\pi t}{T}) & , 120 \leq t < 160 \end{cases} \quad (44)$$

另一個為方形的軌跡[15]，其表示式如下：

$$u_d = \begin{cases} 0.1t & , 0 \leq t < 10 \\ 1 + \cos[\frac{2\pi(t-10)}{T} - \frac{\pi}{2}] & , 10 \leq t < 30 \\ 2 & , 30 \leq t < 50 \\ 1 + \cos[\frac{2\pi(t-30)}{T} - \frac{\pi}{2}] & , 50 \leq t < 70 \\ 1 - 0.1(t - 70) & , 70 \leq t < 90 \\ -1 + \cos[\frac{2\pi(t-50)}{T} - \frac{\pi}{2}] & , 90 \leq t < 110 \\ -2 & , 110 \leq t < 130 \\ -1 + \cos[\frac{2\pi(t+10)}{T} - \frac{\pi}{2}] & , 130 \leq t < 150 \\ -1 + 0.1(t - 110) & , 150 \leq t < 160 \end{cases},$$

$$v_d = \begin{cases} 0 & , 0 \leq t < 10 \\ 1 + \sin\left[\frac{2\pi(t-10)}{T} - \frac{\pi}{2}\right] & , 10 \leq t < 30 \\ 1 + 0.1(t-30) & , 30 \leq t < 50 \\ 3 + \sin\left[\frac{2\pi(t-30)}{T} - \frac{\pi}{2}\right] & , 50 \leq t < 70 \\ 4 & , 70 \leq t < 90 \\ 3 + \sin\left[\frac{2\pi(t-50)}{T} - \frac{\pi}{2}\right] & , 90 \leq t < 110 \\ 3 - 0.1(t-110) & , 110 \leq t < 130 \\ 1 + \sin\left[\frac{2\pi(t+10)}{T} - \frac{\pi}{2}\right] & , 130 \leq t < 150 \\ 0 & , 150 \leq t < 160 \end{cases} \quad (45)$$

行動載具的初始位置和角度預設為零，且系統之控制參數表示如下：

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.01 & 0 \\ 0 & 0.01 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}, \quad \kappa = 0.01,$$

$$\eta_w = 0.2, \quad \eta_m = 0.01, \quad \eta_s = 0.01, \quad \eta_\alpha = 0.01,$$

$$b_w = 5, \quad b_m = 5, \quad b_s = 5, \quad b_\alpha = 5, \quad \alpha = 0.4, \quad \beta = 300 \quad (46)$$

(46)式中的控制參數係考慮可能之運作環境下所選取較佳性能的一組參數值。為了能夠比較各網路結構控制器的性能，在此定義標準化平均誤差值 (NMSE) 為

$$\text{NMSE} = \frac{1}{l_i T} \sum_{n=1}^T \sqrt{e_1^2(n) + e_2^2(n)} \quad (47)$$

其中 e_1 以及 e_2 為追蹤誤差向量 $\mathbf{e}$ 的元素； T 代表取樣時間的總和；為了標準化平均誤差值，定義 l_i 為參考路徑之總長度。由(47)式可以清楚以追蹤誤差的等級來計算不同方法的改善率；本發明在路徑追蹤控制的取樣時間為100毫秒。

一、數值分析

本數值模擬所採用的軟體為MATLAB，為了展現所提控制策略的強健性，模擬中在80秒加入干擾向量 $d = [0.002\sin(t) \ 0.002\cos(t) \ 0.005\sin(t)\cos(t)]^T$ ，穩定控制系統以及強健型動態派翠遜迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統於八字型軌跡以及方形軌跡的數值模擬，如圖4至圖7所示。圖4以及圖5為八字型軌跡追蹤響應，圖6以及圖7為方型軌跡追蹤響應。每張圖中(a)和(b)分別代表U軸和V軸的追蹤響應；(c)和(d)分別代表U軸和V軸的追蹤誤差；(e)和(f)分別代表右輪速度和左輪速度；(g)為路徑追蹤響應；(h)則是路徑追蹤誤差。

雖然穩定控制系統有不錯的追蹤響應，但是在圖4(e)至圖4(f)中以及圖6(e)至圖6(f)的右輪速度以及左輪速度產生嚴重的抖動現象，且追蹤誤差的標準化平均誤差值在八字型軌跡為 1.48×10^{-4} ，在方形軌跡為 4.39×10^{-4} 。從圖4(h)以及圖6(h)得知，當發生外部干擾時效能變差，即使可以選擇較大的 κ 值來增加效能，但是控制力會產生更嚴重的抖動現象。強健型動態派翠遜迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統的模擬結果中，如圖5以及圖7所示，可以發現控制命令左輪輪速以及右輪輪速沒有嚴重的抖動現象，且發生外來干擾時仍可保有良好的效能。

追蹤誤差的標準化平均誤差值於強健型動態派翠遜迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統中，在八字型軌跡為 3.72×10^{-5} ，在方形軌跡為 4.03×10^{-5} 。圖5以及圖7比較於圖4以及圖6，可以得知強健型動態派翠遜迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統的效能比穩定控制系統還要優越，且沒有產生嚴重的抖動現象。

二、實驗結果

本發明以實驗結果來進一步驗證所提出控制策略的效能。本實驗所採用之軟體為Visual C++，撰寫於Pentium IV之個人電腦上；行動載具之型號為Pioneer，由MobileRobots公司所製造。本實驗發展板為Hitachi H8S，其工作頻率為44.2368MHz，具有32bitRISC、32k RAM以及128k FLASH。行動載具與電腦的連線採用無線網路傳輸模組，輪子由12伏特直流馬達驅動，採用PWM訊號控制，每個馬達裝有128count/mm的編碼器用於位置回授，其中行動載具的位置 (u, v, θ) 與馬達轉動之間的關係[30]可以表示如下：

$$\theta(n_s + 1) = \theta(n_s) + \frac{(d_{sr} - d_{sl})}{b} \quad (48a)$$

$$u(n_s + 1) = u(n_s) + \frac{(d_{sr} + d_{sl})}{2} \cos[\theta(n_s + 1)] \quad (48b)$$

$$v(n_s + 1) = v(n_s) + \frac{(d_{sr} + d_{sl})}{2} \sin[\theta(n_s + 1)] \quad (48c)$$

其中 d_{sl} 與 d_{sr} 分別為左輪以及右輪的位移量，並且以此位移量可以計算出行動載具的方位(48a)，接著可由(48b)以及(48c)得到行動載具在全域座標的位置。

為了展現所提控制策略的強健性，本實驗考慮兩個不同初始位置的狀況，狀況1)行動載具的初始位置為 $[u, v, \theta] = [0, 0, 0]$ ；狀況2)行動載具的初始位置為 $[u, v, \theta] = [0, -0.3, 0]$ ，穩定控制系統以及強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統的實驗結果，如圖8至圖15所示，其中圖8、圖10、圖12及圖14為穩定控制系統響應；圖9、圖11、圖13及圖15為強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統響應。每張圖中(a)和(b)

分別代表 U 軸和 V 軸的追蹤響應；(c)和(d)分別代表 U 軸和 V 軸的追蹤誤差；(e)和(f)分別代表右輪速度和左輪速度；(g)為路徑追蹤響應；(h)則是路徑追蹤誤差。圖8以及圖10為穩定控制系統在狀況1的實驗，雖然有不錯的追蹤效能，但是由圖8(e)至圖8(f)以及圖10(e)至圖10(f)可以發現左輪輪速以及右輪輪速具有嚴重的抖動現象，這個現象會導致裝置的磨損以及引起不穩定之系統動態，其追蹤誤差的標準化平均誤差值在八字型軌跡為 1.16×10^{-3} ，在方型軌跡為 1.19×10^{-3} 。圖9以及圖11為強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統在狀況1的實驗，由圖9(a)至圖9(d)以及圖11(a)至圖11(d)可以看出行動載具在追尋軌跡時的特性，觀察圖9(e)至圖9(f)以及圖11(e)至圖11(f)的抖動現象，比較於穩定控制系統如圖8(e)至圖8(f)以及圖10(e)至圖10(f)所示明顯減緩許多，追蹤誤差的標準化平均誤差值於強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統中，在八字型軌跡為 6.21×10^{-4} ，在方形軌跡為 7.09×10^{-4} 。從實驗結果發現，在不同的軌跡之下，強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統具有強健性並且不會產生抖動現象。為了進一步觀察所提出控制器的效能，圖12以及圖14為穩定控制系統在狀況2的實驗，其追蹤誤差的標準化平均誤差值在八字型軌跡為 1.62×10^{-3} ，在方型軌跡為 1.77×10^{-3} 。圖13以及圖15為強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統在狀況2的實驗，其追蹤誤差的標準化平均誤差值在八字型軌跡為 1.16×10^{-3} ，在方型軌跡為 1.31×10^{-3} 。觀察狀況2的實驗結果可以發現，強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統逐漸的追尋到軌跡且沒有產生抖動的現象，因此可驗證本發明所提出的控制策略之效能。

本發明成功的以網路派翠層與網路遞迴結構的概念結合傳統的模糊類神經網路，設計出強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統，達到行動載具的路徑追蹤。由於網路派翠層的傳送閥減輕電腦運算量，網路遞迴結構增強網路之動態對應能力，以及採用投影定理及里亞普諾穩定理論調整網路參數，因此由數值模擬以及實驗結果得知強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統的性能較穩定控制系統優越，由兩個控制系統相比可以發現，強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統在數值模擬中可提供至少增加74.86%的追蹤改善率，實驗結果中可提供至少增加25.99%的追蹤改善率。

本發明的主要創新設計陳述如下

- 1) 成功的以網路派翠層與網路遞迴結構的概念結合傳統的模糊類神經網路，設計出新的強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統，達到減少運算量的功效及增強網路之動態對應能力。
- 2) 成功的採用投影定理以及里亞普諾穩定理論調整網路參數，以確保網路參數的收斂以及追蹤誤差的穩定，並且不需要使用到系統的參數，亦無須輔以其他強健控制器，即可達成強健控制之目的。
- 3) 成功的運用強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統於行動載具之路徑追蹤，在不同的追尋軌跡以及發生外來干擾的情況下，其效能皆優越於穩定控制系統。

網路派翠層以及網路遞迴結構的概念可以結合於其他網路結構，並且本發明所提出的強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制策略亦可運用於任意之行動載具裝置，同時可加入適應法則模組，達到所需之

即時控制效能，因此本發明相當具有創新性。

雖然本發明已前述較佳實施例揭示，然其並非用以限定本發明，任何熟習此技藝者，再不脫離本發明之精神和範圍內，當可作各種之變動與修改，因此本發明之保護範圍當視後附之申請專利範圍所界定者為準。

【圖式簡單說明】

- 第 1 圖 表示本發明行動載具之強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統方塊圖
- 第 2 圖 表示本發明動態派翠遞迴式模糊類神經網路之架構圖
- 第 3 圖 表示行動載具結構之示意圖
- 第 4 圖 表示八字型路徑追蹤採穩定控制系統之數值模擬
- 第 5 圖 表示八字型路徑追蹤採強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統之數值模擬
- 第 6 圖 表示方型路徑追蹤採穩定控制系統之數值模擬
- 第 7 圖 表示方型路徑追蹤採強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統之數值模擬
- 第 8 圖 表示八字型路徑追蹤在狀況 1 採穩定控制系統之實驗結果
- 第 9 圖 表示八字型路徑追蹤在狀況 1 採強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統之實驗結果
- 第 10 圖 表示方型路徑追蹤在狀況 1 採穩定控制系統之實驗結果
- 第 11 圖 表示方字型路徑追蹤在狀況 1 採強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統之實驗結果
- 第 12 圖 表示八字型路徑追蹤在狀況 2 採穩定控制系統之實驗結果
- 第 13 圖 表示八字型路徑追蹤在狀況 2 採強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統之實驗結果

第 14 圖 表示方型路徑追蹤在狀況 2 採穩定控制系統之實驗結果

第 15 圖 表示方字型路徑追蹤在狀況 2 採強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統之實驗結果

【主要元件符號說明】

- 100 強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路
- 101 行動載具裝置
- 102 適應法則模組
- 103 追蹤誤差
- 200 網路輸入訊號
- 201 網路輸入層
- 202 網路歸屬函數層
- 203 網路歸屬函數神經元
- 204 網路遞迴結構
- 205 網路遞迴結構權重值
- 206 網路歸屬函數層輸出
- 207 時間延遲訊號
- 208 網路派翠層
- 209 傳送閥
- 210 網路規則層
- 211 網路規則層輸出
- 212 網路派翠層與網路規則層之間權重值
- 213 網路輸出層
- 214 網路輸出層與網路規則層之間權重值
- 215 網路輸出訊號

七、申請專利範圍：

1. 一種行動載具之強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統，其包含：

一行動載具；

一強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路，包括一網路輸入層、一網路歸屬函數層、一網路派翠層、一網路規則層及一網路輸出層；及

一適應法則模組；

該強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路的一網路輸入訊號為一誤差訊號及其微分，該強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路的一網路輸出訊號為一控制訊號；該行動載具輸入為該控制訊號，輸出為一感測器所量到該行動載具的狀態，該狀態與該控制訊號相減成為該誤差訊號，將該誤差訊號及其微分傳送至該強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路，形成即時控制系統；其中該強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路的該網路歸屬函數層運算該誤差訊號及其微分，並經特定歸屬函數運算將結果傳送至該網路派翠層；該網路派翠層以傳送閥的機制，判斷是否將該網路歸屬函數層的輸出的結果傳送到該網路規則層；該網路規則層輸出為所對應的該網路派翠層之輸出的乘積；該網路輸出層輸出為該控制訊號，每個該控制訊號為該網路規則層輸出和該網路派翠層與該網路規則層之間權重值乘積的所有總和；該適應法則模組係根據一強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路參數、一學習率以及由該誤差訊號所組成之一濾波向量來調整該強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路參數。

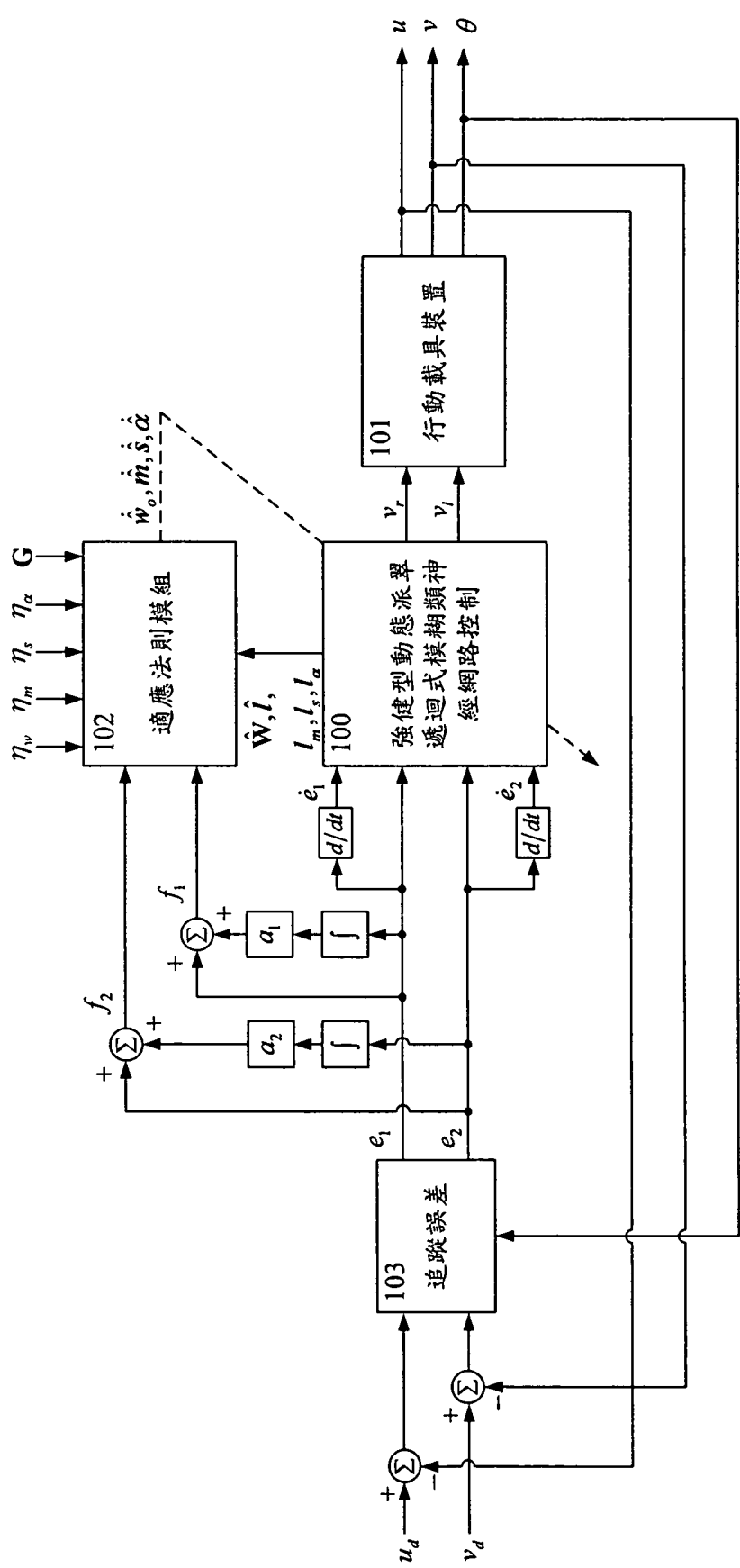
2. 如申請專利範圍第1項之行動載具之強健型動態派翠遞迴式模糊類神經

網路軌跡追蹤控制系統，該網路歸屬函數層包含一網路歸屬函數神經元及一網路遞迴結構；該網路歸屬函數神經元的輸入為上一次網路歸屬函數層輸出乘上網路遞迴結構權重值，並加上本次網路輸入訊號，透過特定歸屬函數做運算將結果輸出；該網路遞迴結構係將網路歸屬函數層輸出以時間延遲一次的方式作為下次運算的資訊，達到快速對應網路之能力。

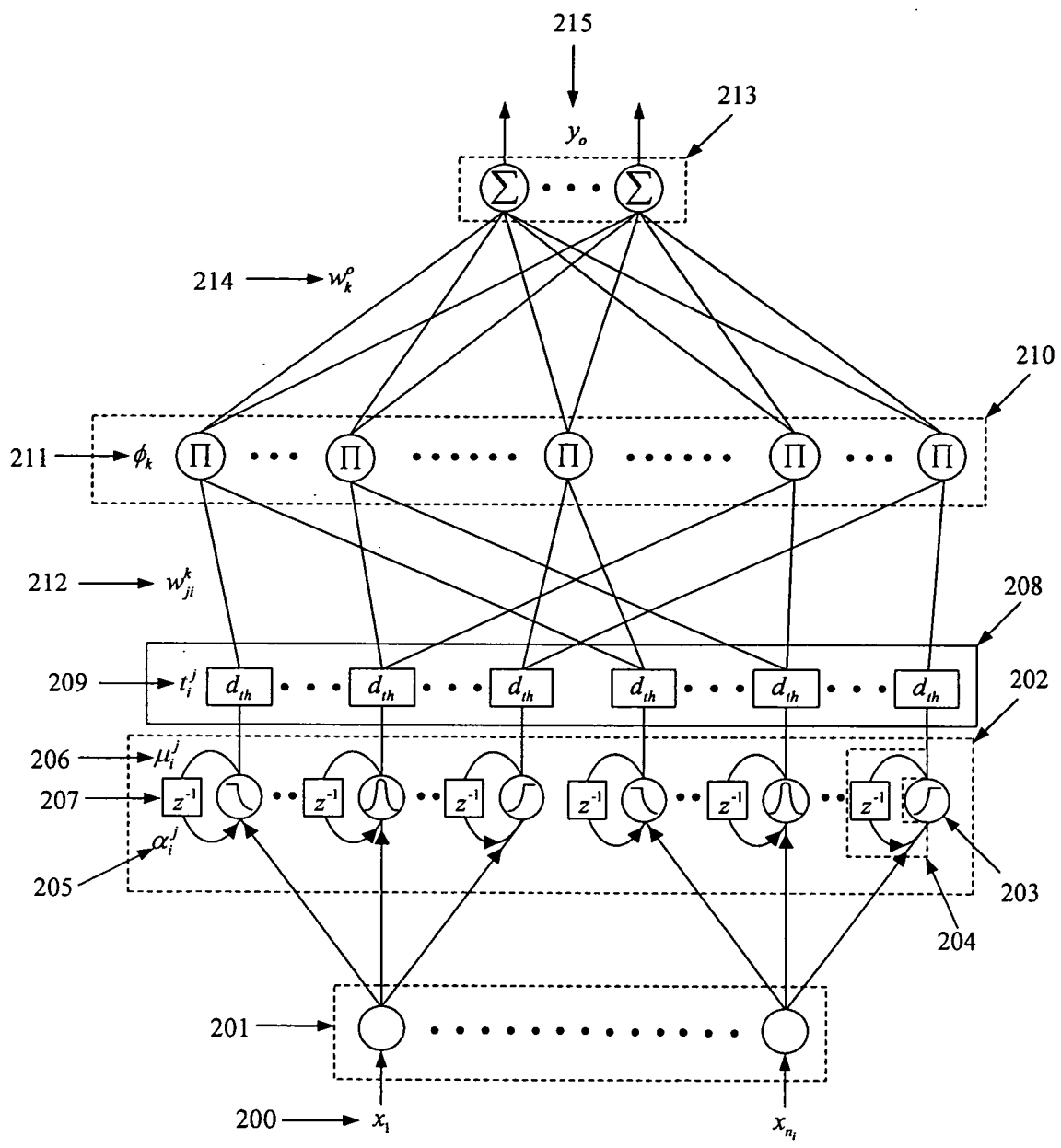
3. 如申請專利範圍第1項之行動載具之強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統，該網路派翠層為一傳送閥之機制，該機制能判斷網路歸屬函數層輸出值的是否高於一動態臨界值，該動態臨界值根據該誤差訊號調整，禁止過低的網路歸屬函數層輸出通過，該未通過的網路歸屬函數層輸出不需要調整該歸屬函數層之參數，以有效減少網路運算量。
4. 如申請專利範圍第1項之行動載具之強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統，該適應法則模組主要係以投影法則以及里亞普諾(Lyapunov)穩定理論得到該強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路中參數值的調整法則，經由改變該強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路中參數值以達到學習的功能，使得即時控制系統具有較佳的控制性能。
5. 如申請專利範圍第4項之行動載具之強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路軌跡追蹤控制系統，其中該強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路中該網路輸出層與該網路規則層之間的權重值的調整法則係採用投影法則以及里亞普諾(Lyapunov)穩定理論，根據一參數上界、該學習率、由該誤差訊號所組成之該濾波向量、一常數矩陣以及該網路規則層輸出所

得；該強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路中該網路歸屬函數層之高斯函數中心點的調整法則係採用投影法則以及里亞普諾(Lyapunov)穩定理論，根據該參數上界、該學習率、由該誤差訊號所組成之該濾波向量、該常數矩陣、該網路輸出層與該網路規則層之間的權重值以及泰勒展開式之該網路規則層輸出對該網路歸屬函數層之高斯函數中心點的偏微分所得；該強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路中該網路歸屬函數層之高斯函數寬度的調整法則係採用投影法則以及里亞普諾(Lyapunov)穩定理論，根據該參數上界、該學習率、由該誤差訊號所組成之該濾波向量、該常數矩陣、該網路輸出層與該網路規則層之間的權重值以及泰勒展開式之該網路規則層輸出對該網路歸屬函數層之高斯函數寬度的偏微分所得；該強健型動態派翠遞迴式模糊類神經網路中網路遞迴結構權重值的調整法則係採用投影法則以及里亞普諾(Lyapunov)穩定理論，根據該參數上界、該學習率、由該誤差訊號所組成之濾波向量、該常數矩陣、該網路輸出層與該網路規則層之間的權重值以及泰勒展開式之該網路規則層輸出對網路遞迴結構權重值的偏微分所得。

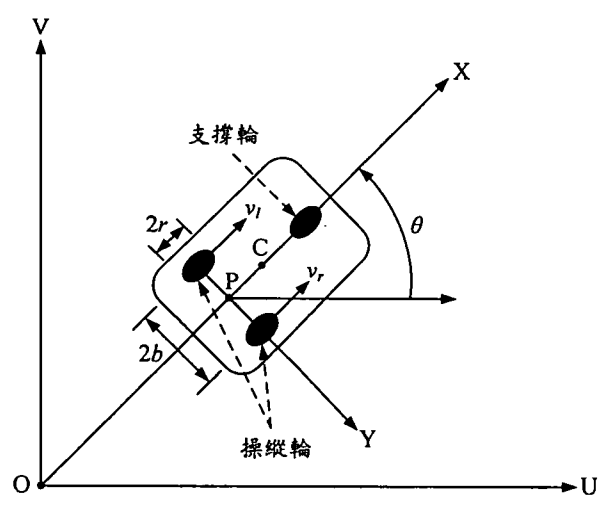
八、圖式：



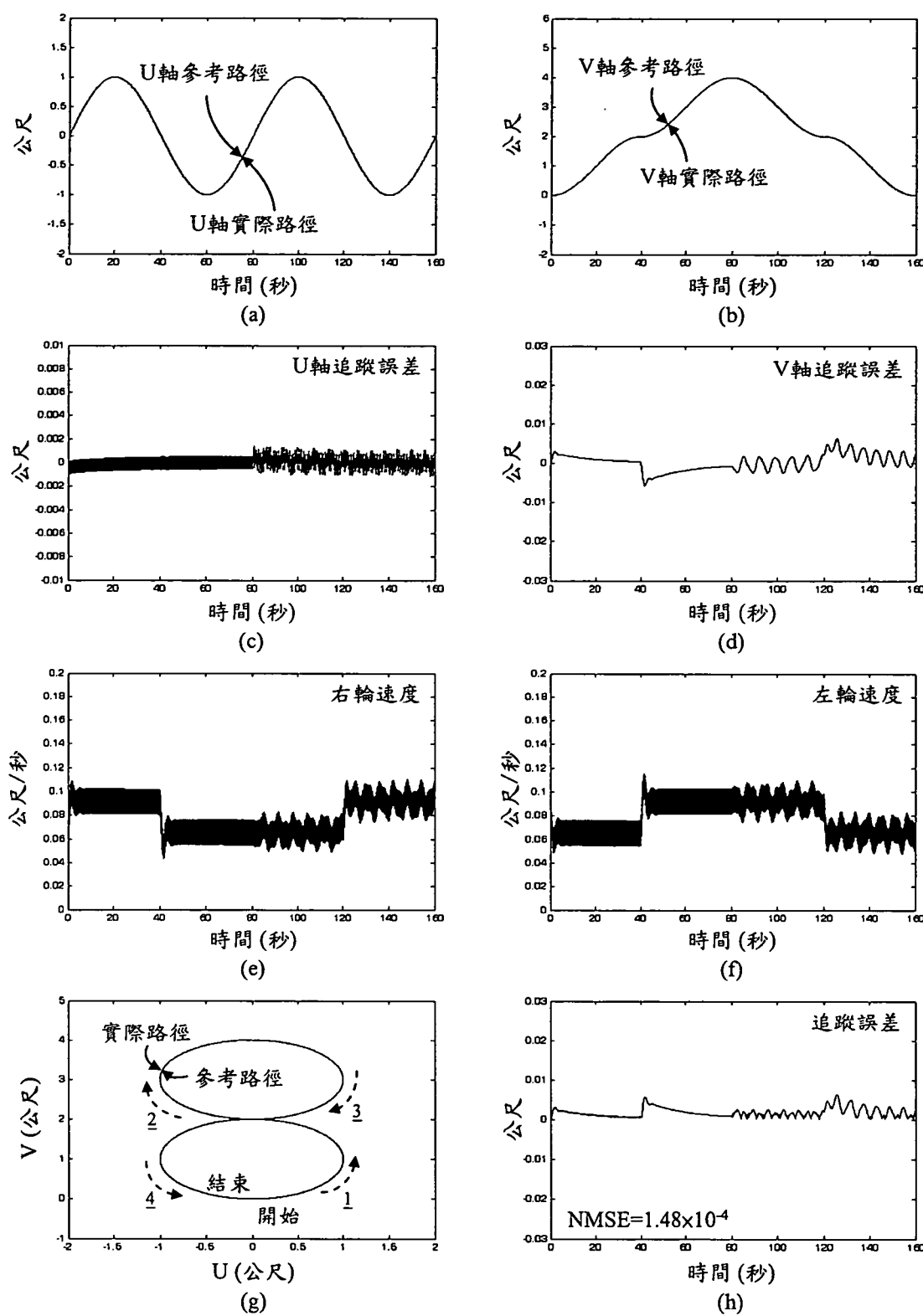
第 1 圖



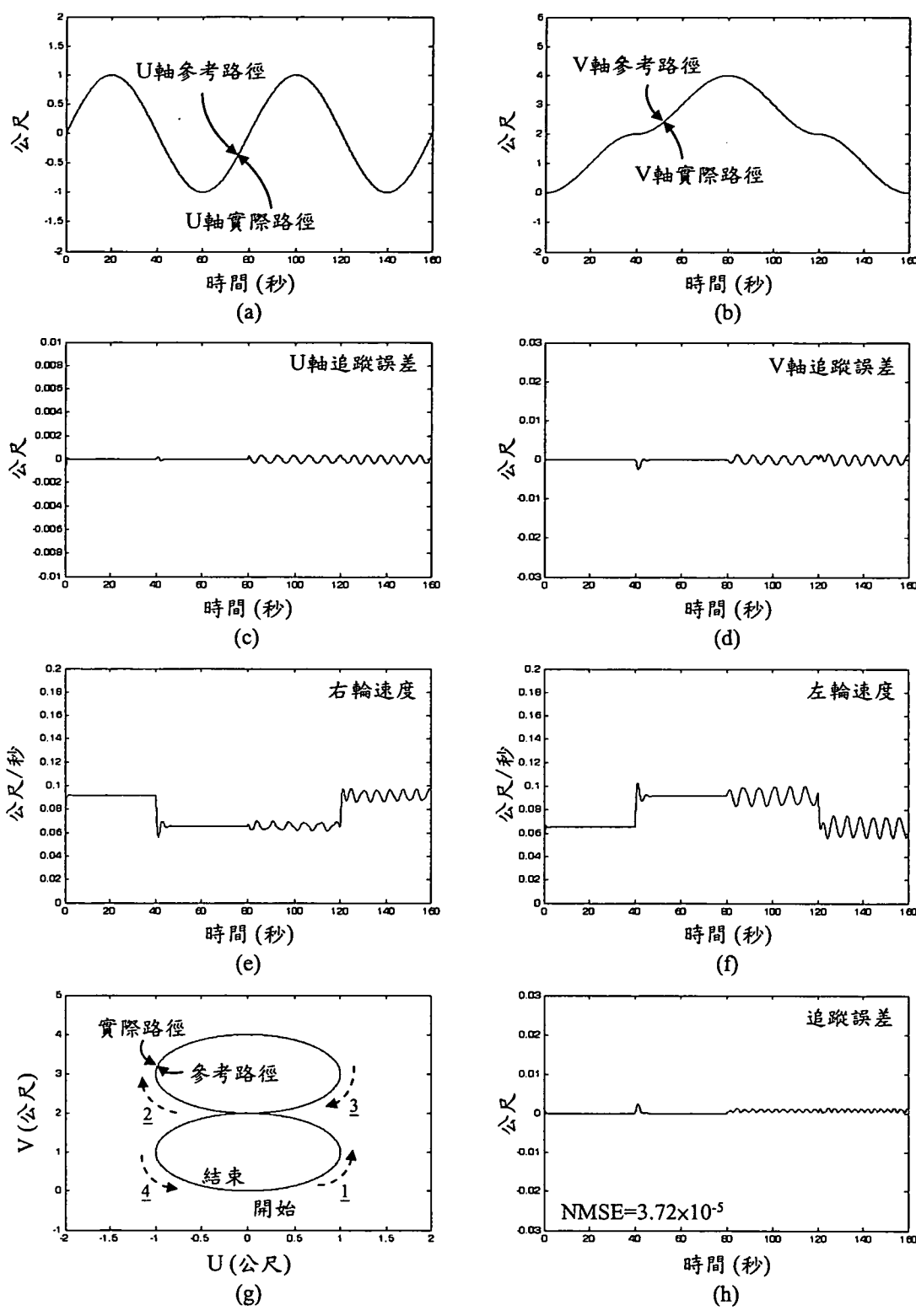
第 2 圖



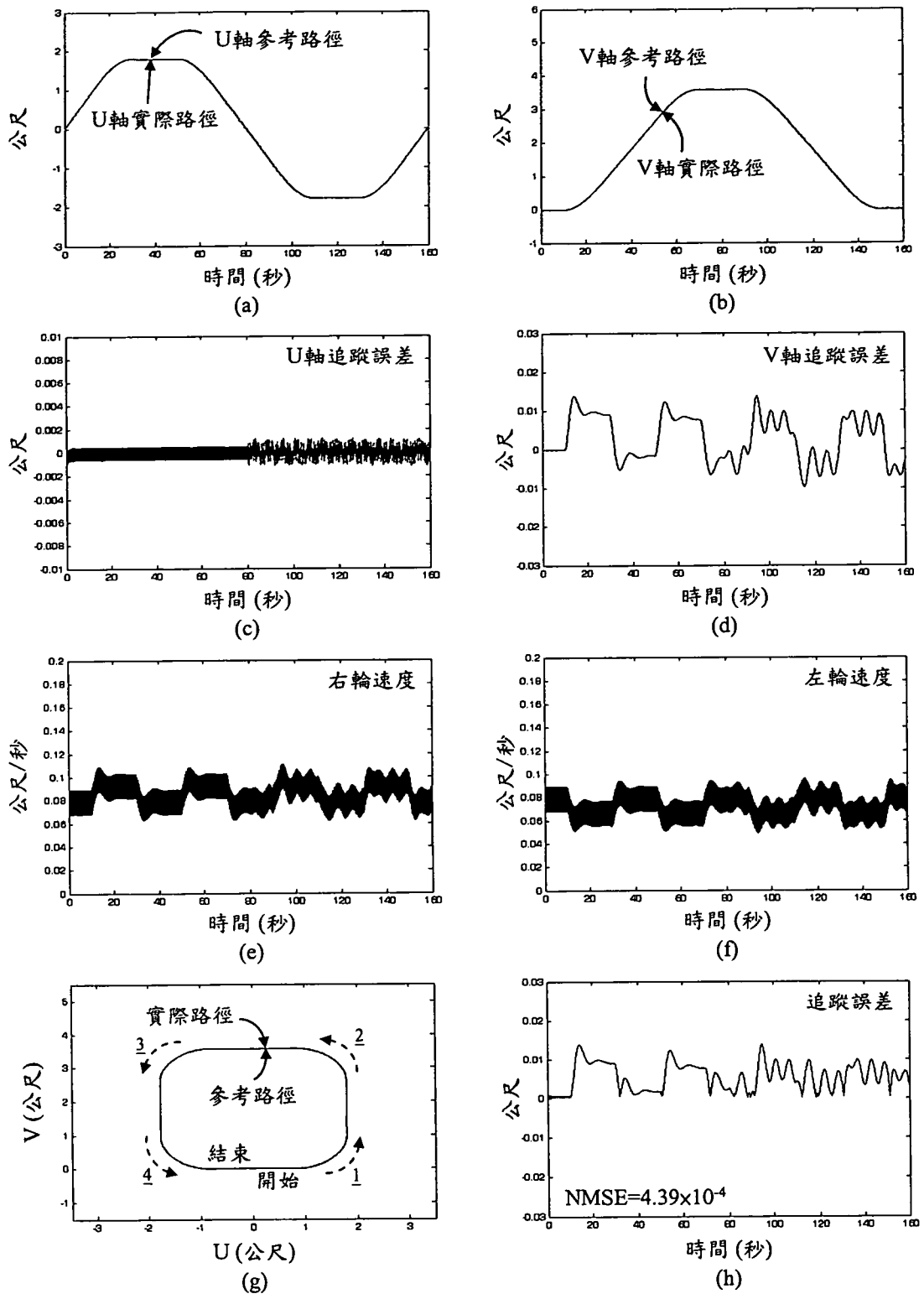
第 3 圖



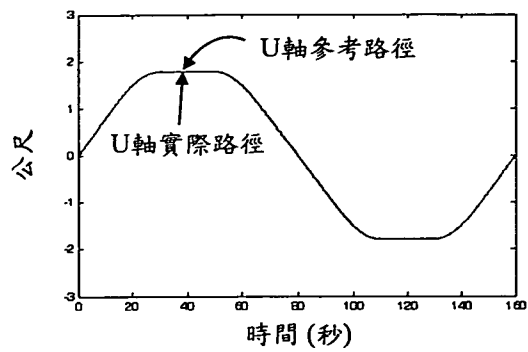
第 4 圖



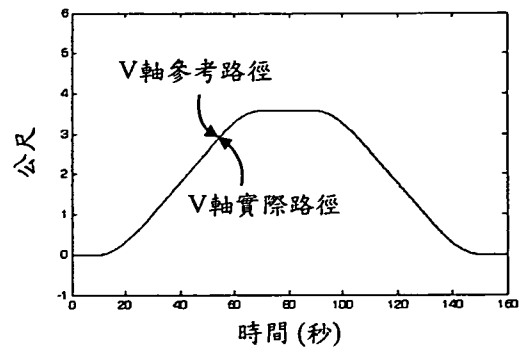
第 5 圖



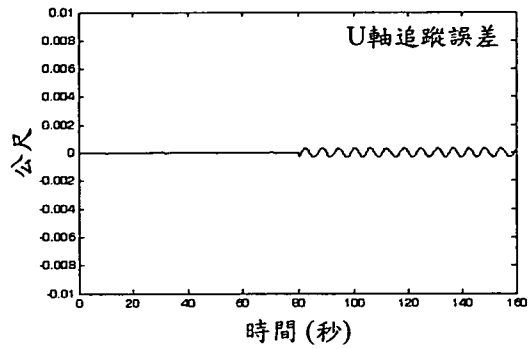
第 6 圖



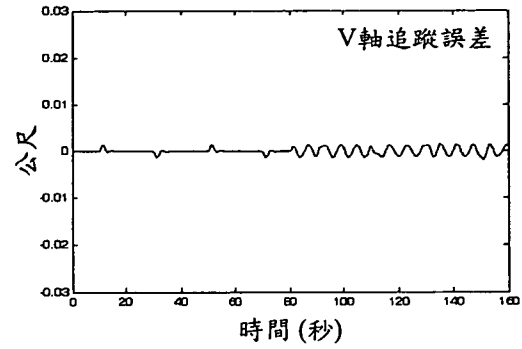
(a)



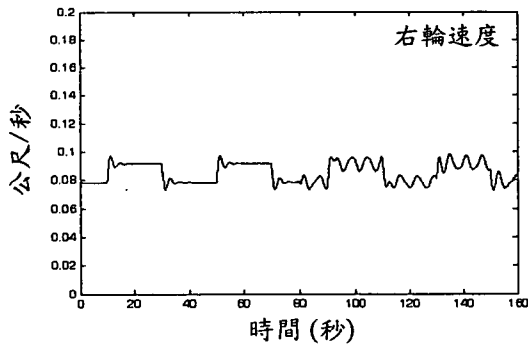
(b)



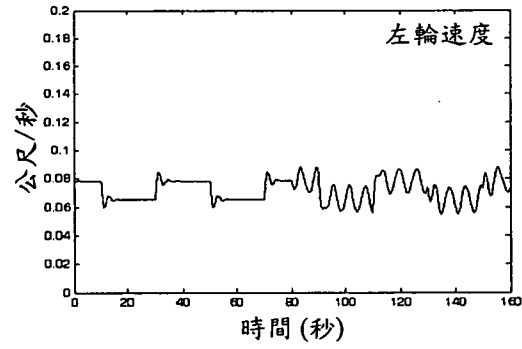
(c)



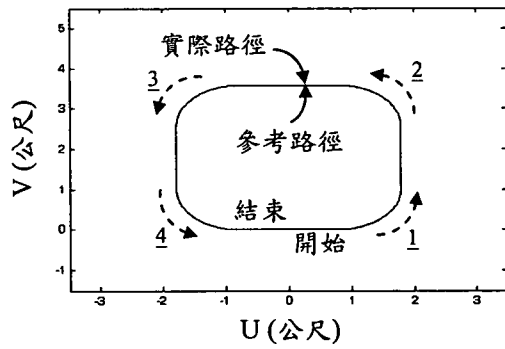
(d)



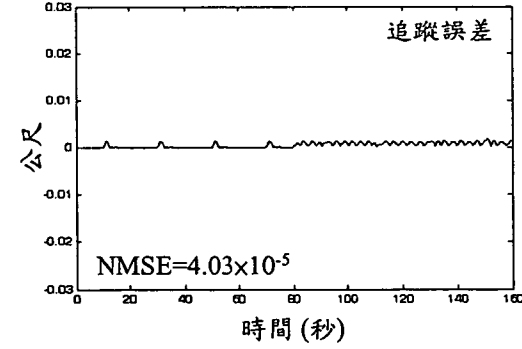
(e)



(f)

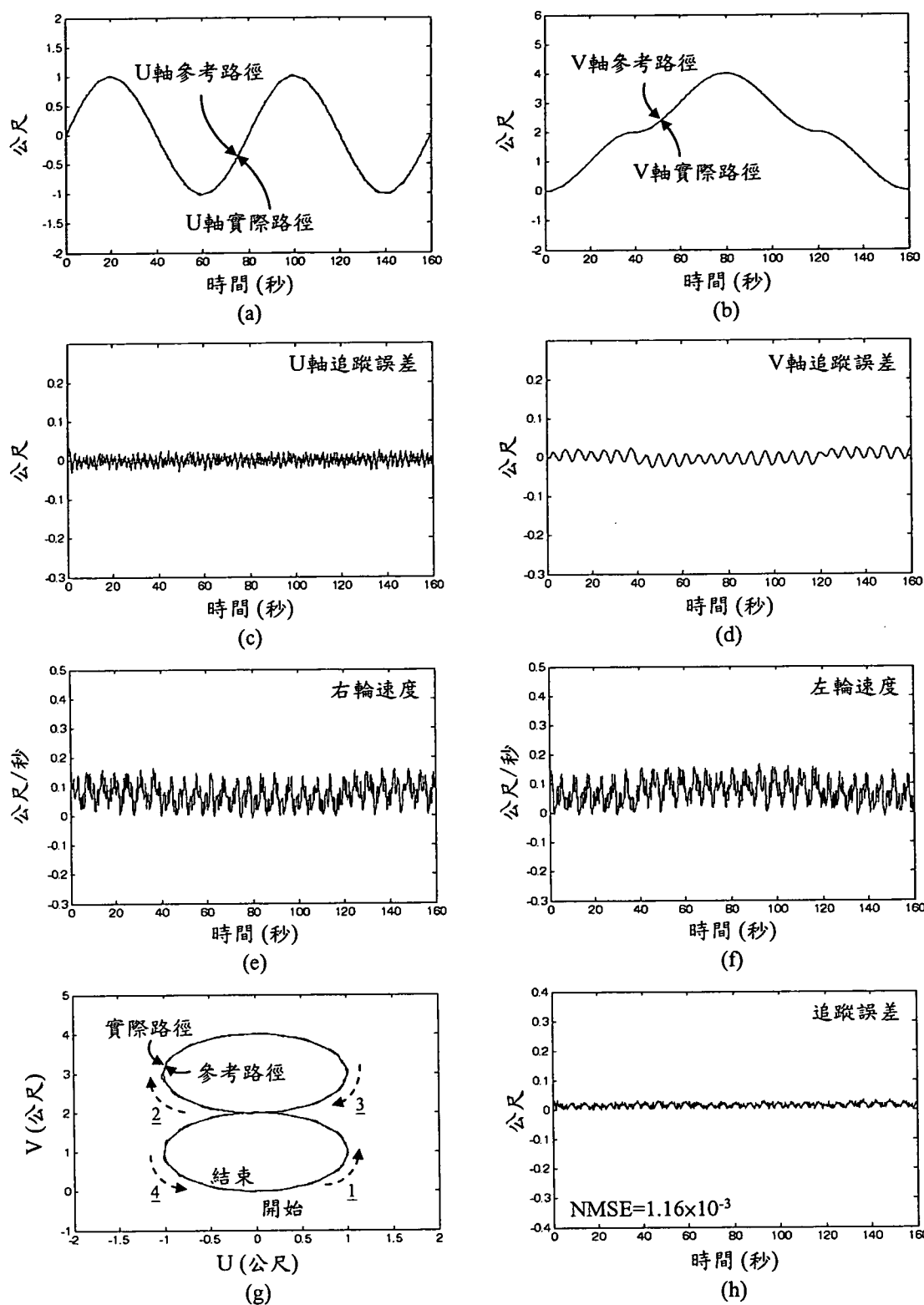


(g)

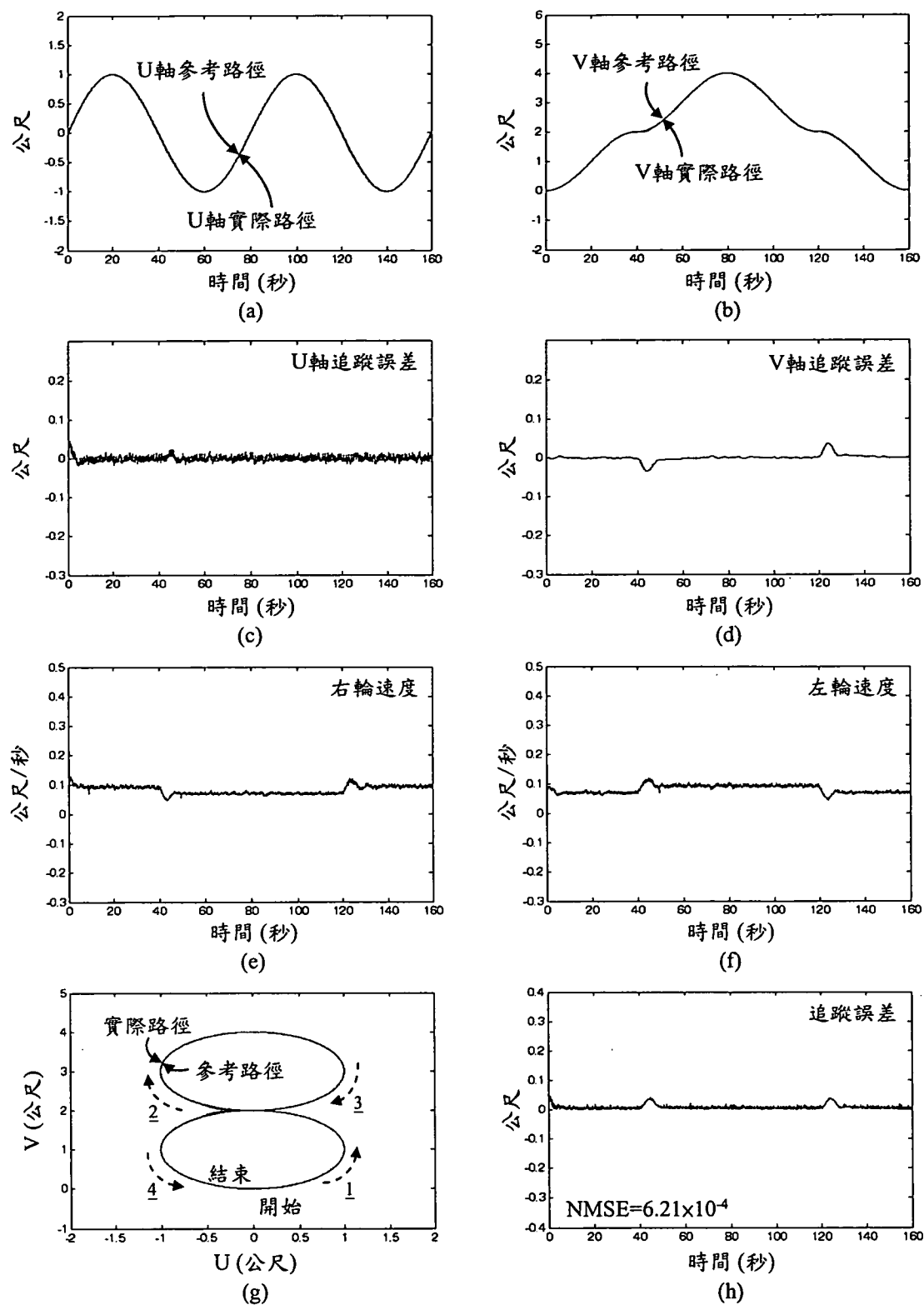


(h)

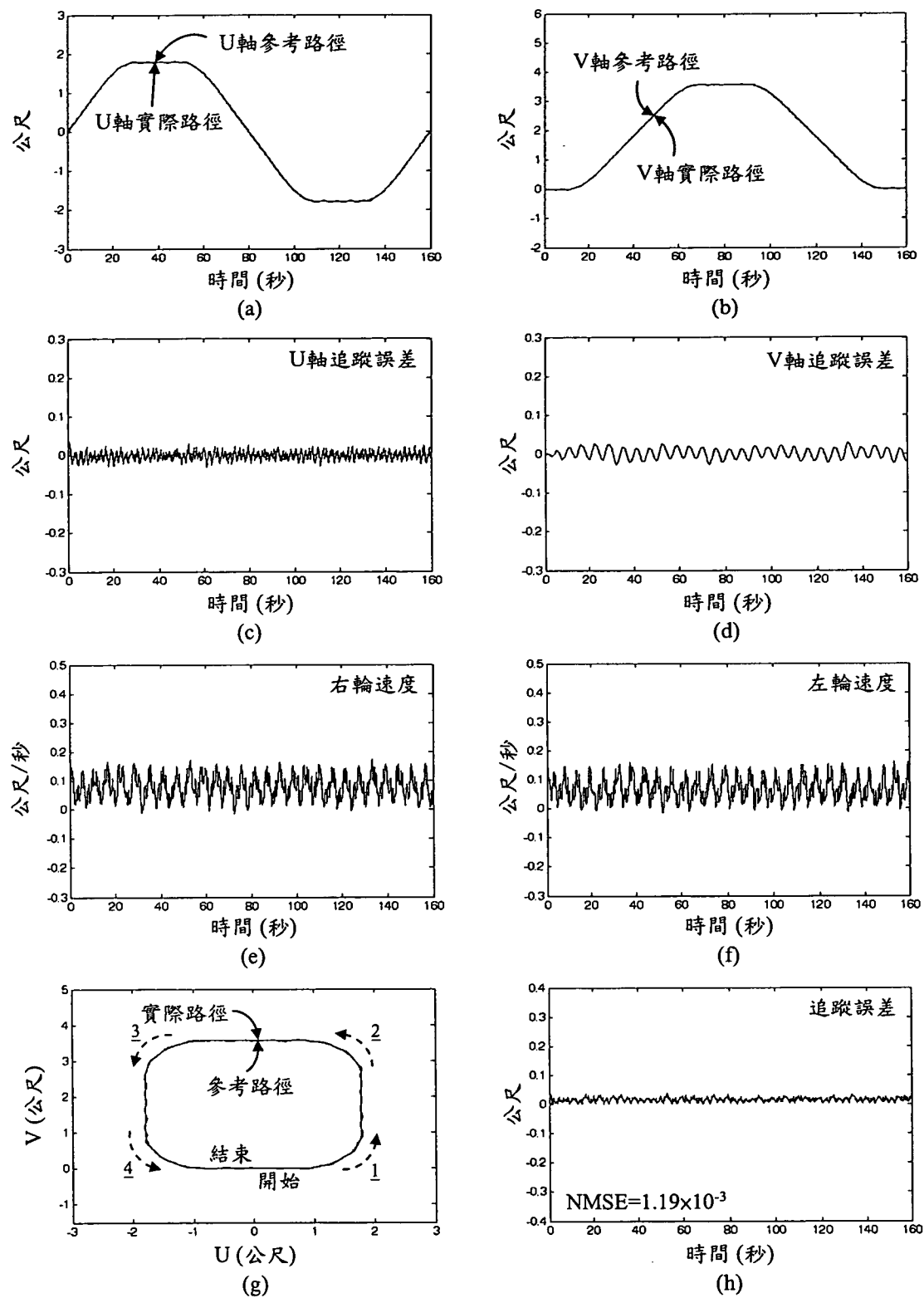
第 7 圖



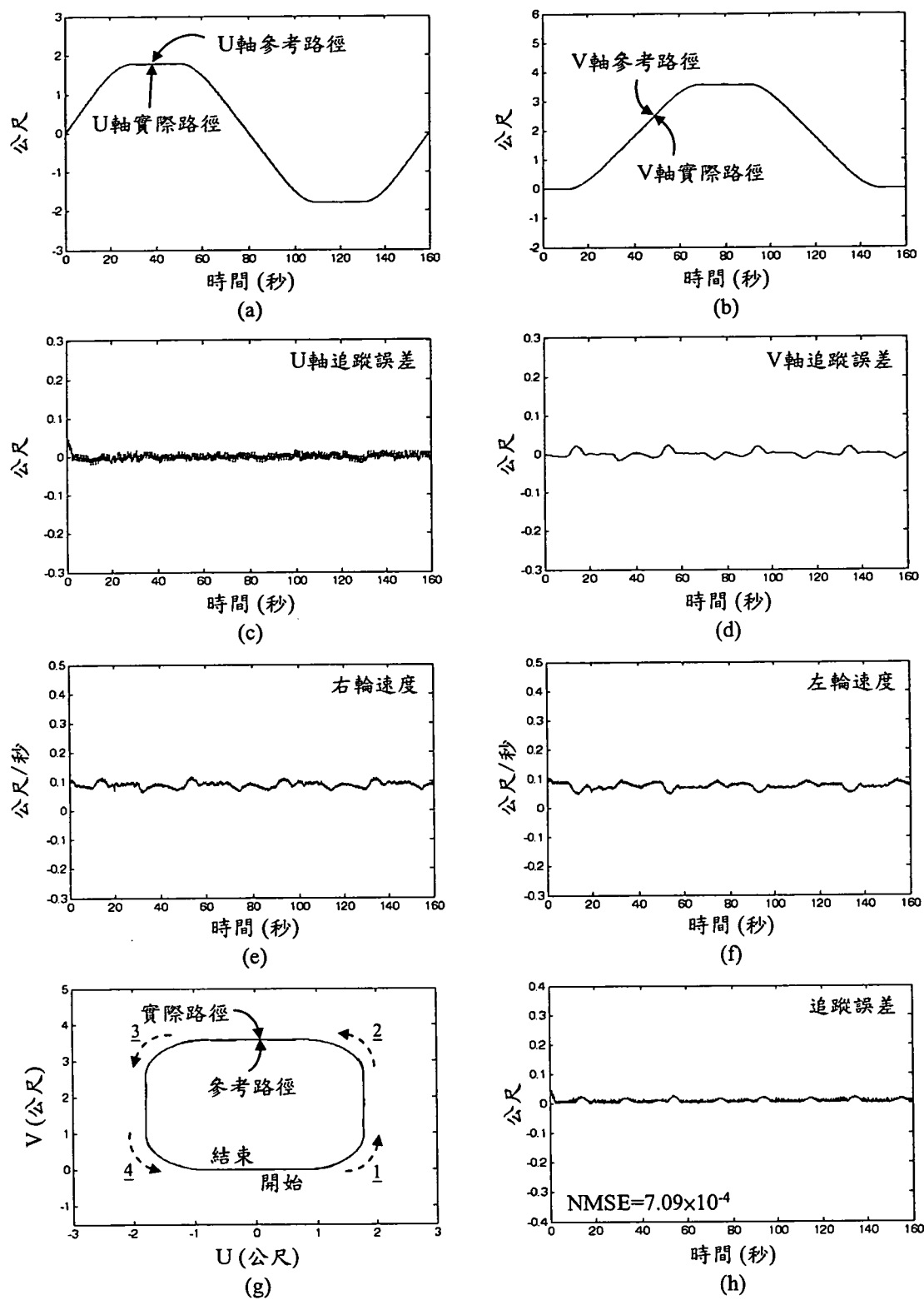
第 8 圖



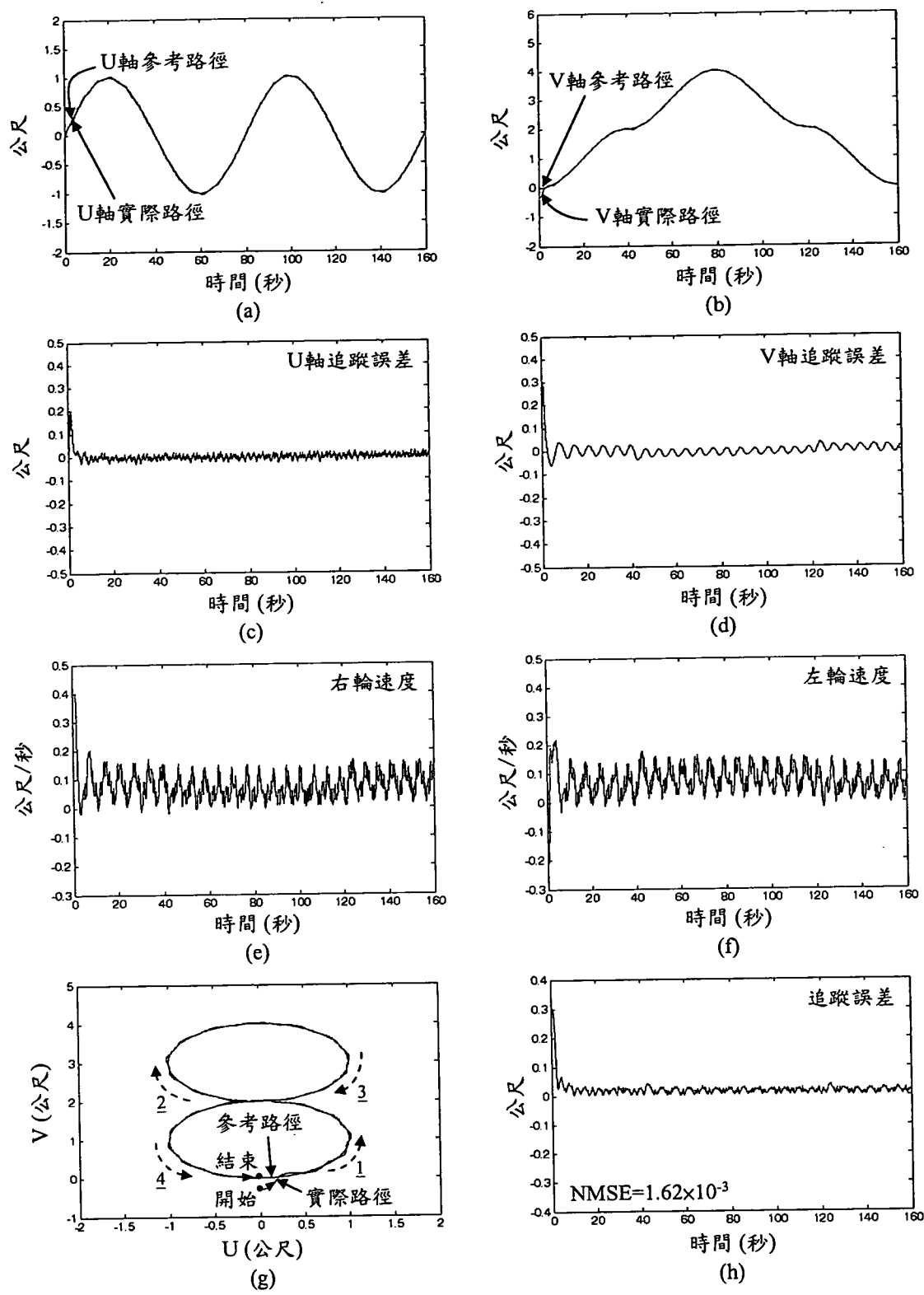
第 9 圖



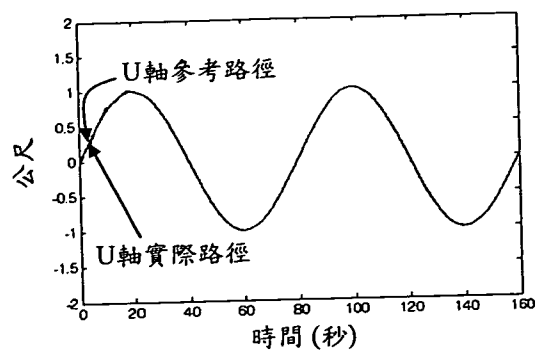
第 10 圖



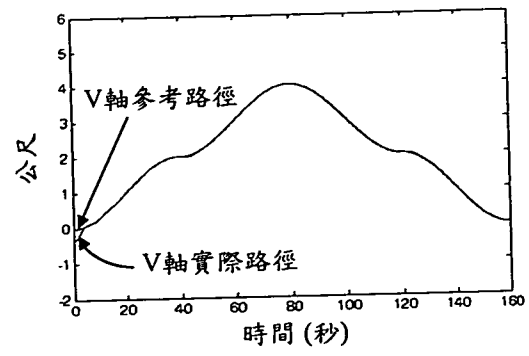
第 11 圖



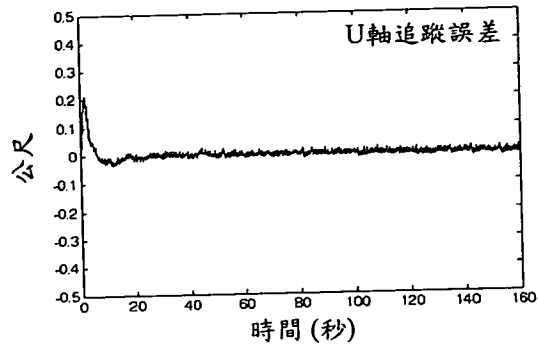
第 12 圖



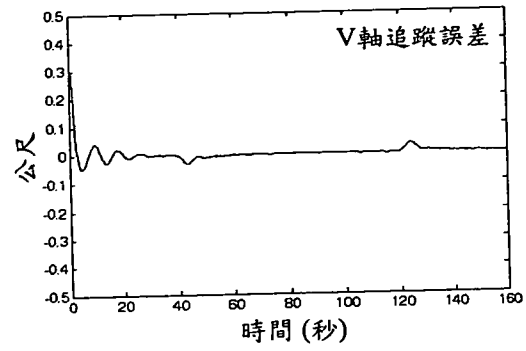
(a)



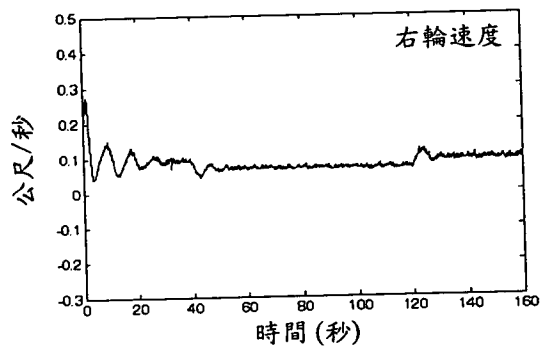
(b)



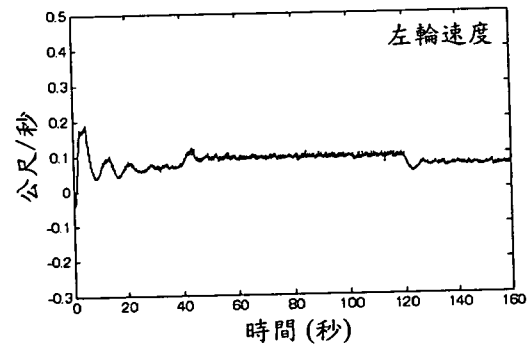
(c)



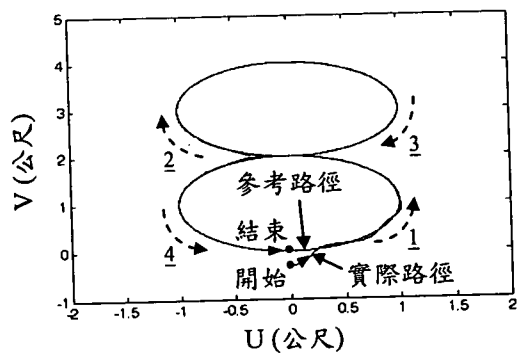
(d)



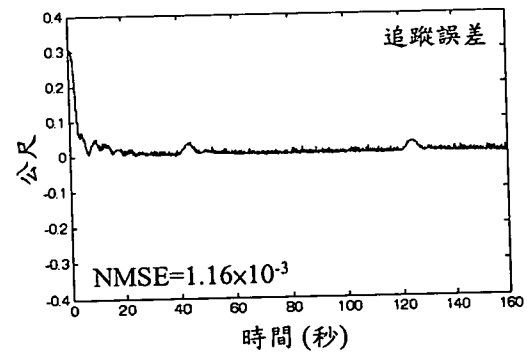
(e)



(f)

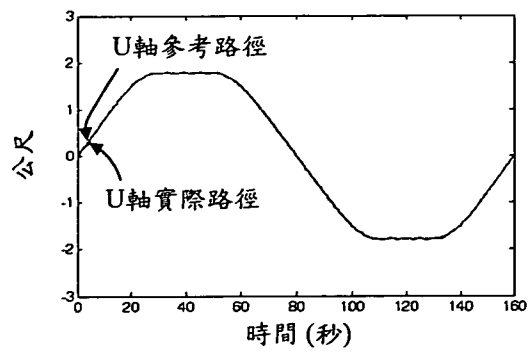


(g)

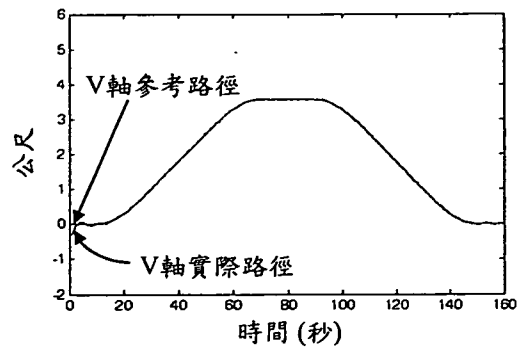


(h)

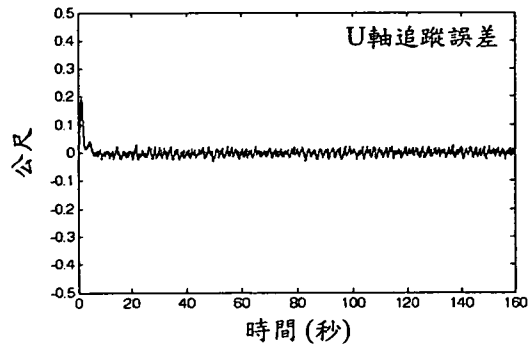
第 13 圖



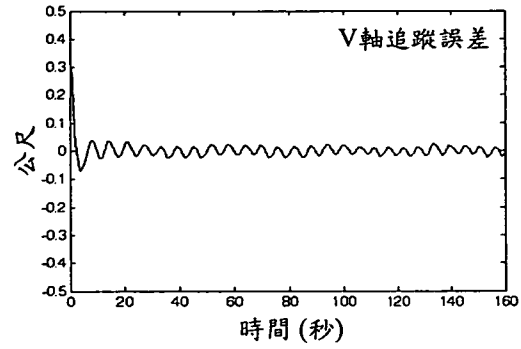
(a)



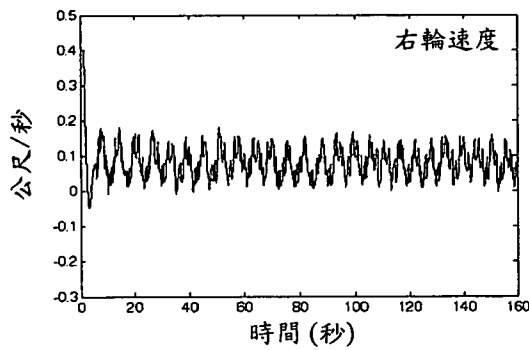
(b)



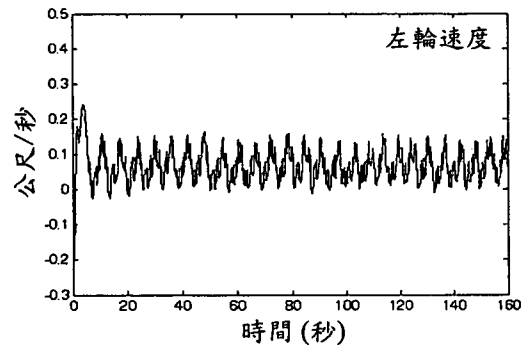
(c)



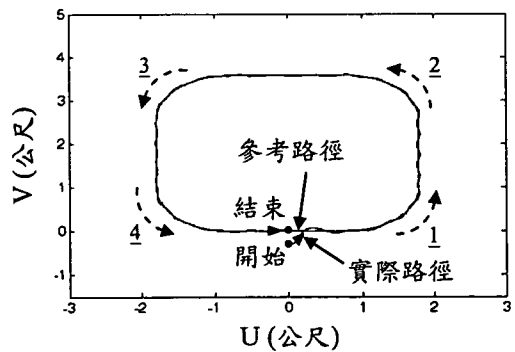
(d)



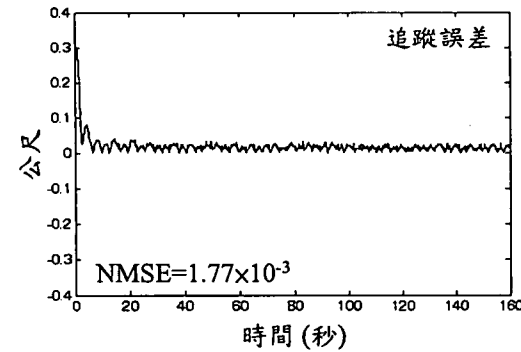
(e)



(f)

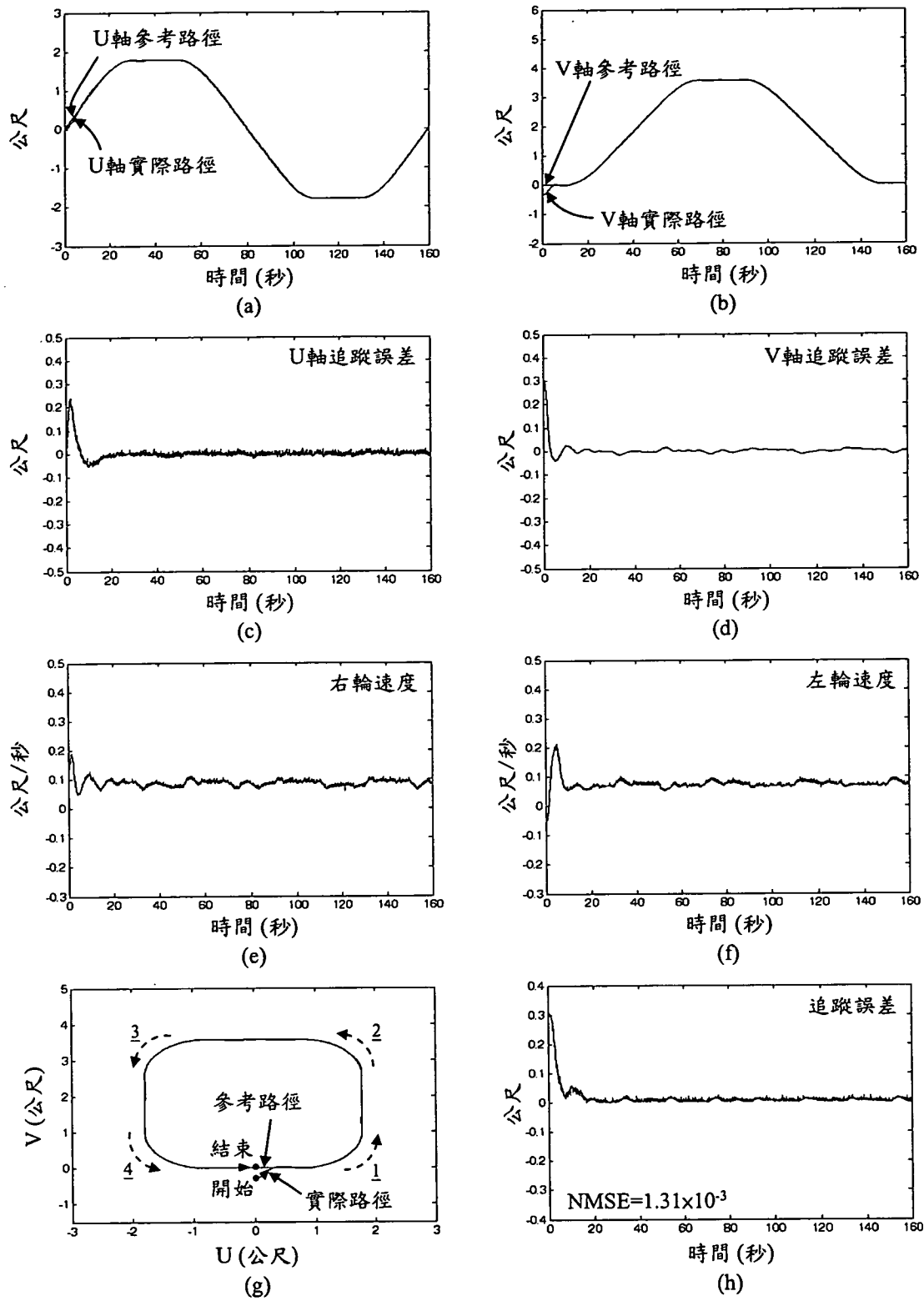


(g)



(h)

第 14 圖



第 15 圖