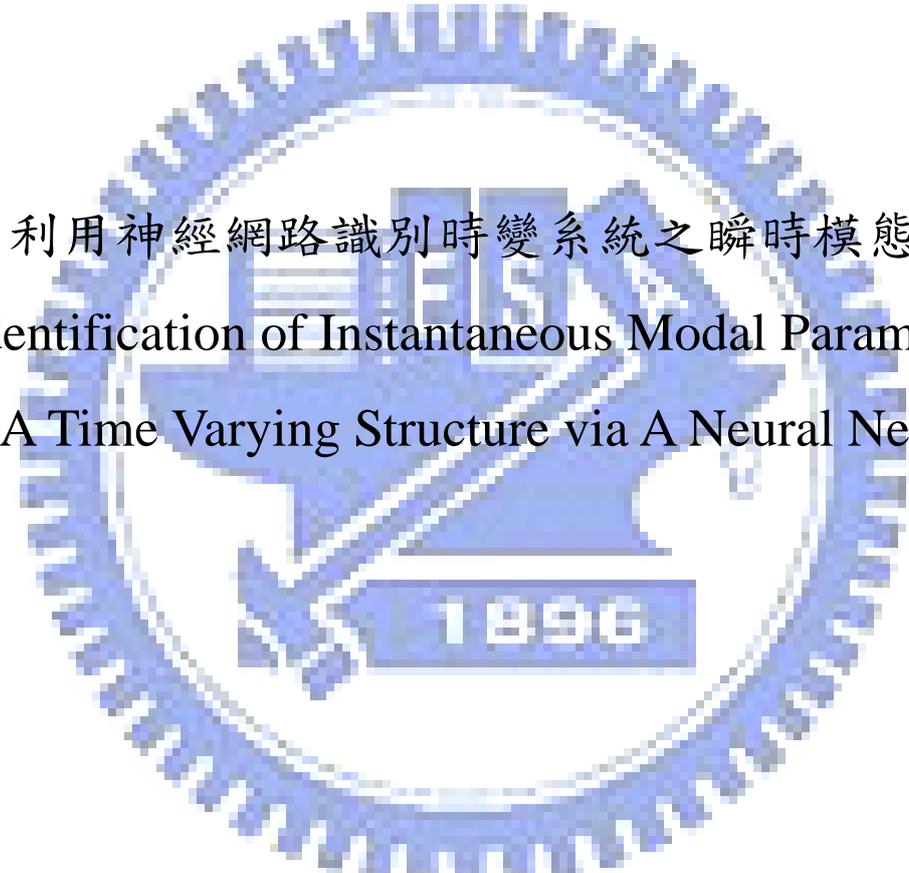


國立交通大學

土木工程學系

碩士論文



利用神經網路識別時變系統之瞬時模態參數  
Identification of Instantaneous Modal Parameters of  
A Time Varying Structure via A Neural Network

研究生：許增尉

指導教授：黃炯憲 博士

中華民國九十七年一月

利用神經網路識別時變系統之瞬時模態參數

Identification of Instantaneous Modal Parameters of  
A Time Varying Structure via A Neural Network

研究生：許增尉

Student : Zeng-Wei Hsu

指導教授：黃炯憲 博士

Adviser : Dr. Chiung-Shiann Huang



January 2008

Hsinchu , Taiwan , Republic of China

中華民國九十七年一月

# 利用神經網路識別時變系統之瞬時模態參數

研究生：許增尉

指導教授：黃炯憲 博士

國立交通大學土木工程學系碩士班

## 摘要

時變系統被非常廣泛地應用於很多領域裡。在機械和土木工程中，修正剛度或阻尼的主動控制裝置是時變系統。當一個結構在動力荷載的作用下受到損害，結構亦通常展現剛度和阻尼隨著時間改變。因此，在結構物的損害評估中，由時變系統識別瞬時模態參數是一個很重要的課題。

本文發展建立一個時變類神經網路，並且從架構的神經網路，根據系統識別的程序來估算瞬時模態參數。程序步驟是首先將位移反應及外力輸入倒傳遞神經網路，其連結的權重和門檻值假設為時間的函數，並以多項式展開。然後，利用權重最小平方差法來決定各多項式之係數。由於採用權重最小平方差法，各多項式的係數亦時間之函數；因此，不須高階多項式。

為了驗證此程序的可行性，先用時變線性系統及非線性系統之數值模擬來驗證本文所建立的程序；探討對權重最小平方差法中之加權函數、多項式階數，以及雜訊對建立一個合適的時變類神經網路程序，或估算瞬時模態參數之影響。最後，將本程序應用至分析鋼筋混凝土結構的振動台試驗，此實驗結構的反應進入非線性行為。所估算瞬時模態參數隨時間之變化趨勢與量測力-位移數據之斜率變化趨勢一致。

關鍵詞：時變系統、倒傳遞神經網路、權重最小平方差法、多項式展開

# Identification of Instantaneous Modal Parameters of A Time Varying Structure via A Neural Network

Student : Zeng-Wei Hsu

Adviser : Dr. Chiung-Shiann Huang

Department of Civil Engineering

National Chiao-Tung University

## **Abstract**

Time varying systems find many applications in various fields. In mechanical and civil engineering, a system with active control devices of modifying stiffness or damping of the system is a time varying system. When a structure is damaged under dynamic loading, the structure normally displays changes in stiffness and damping with time. The changes with time in stiffness and damping of a system result in time varying instantaneous model parameters is an important issue in damage assessment of a structure.

The present work develops a novel procedure of establishing BP neural network of a time varying system and estimating instantaneous model parameters of the system from established neural network. The connective weights and thresholds in a neural network are assumed as functions of time and are expanded by polynomials. A weighted least-squares approach is applied to

determine the coefficients of the polynomials. Because of using the weighted least-squares approach, the coefficients of the polynomials also depend on time. Consequently, only low orders of polynomials are needed to expand the connective weights and thresholds.

The feasibility of the proposed procedure is demonstrated by processing numerically simulated dynamic responses of a nonlinear system and a time-varying linear system. It is also performed to investigate the effects of weighting function in the weighted least-square approach, polynomial order, and noise on establishing a suitable neural network and determining instantaneous model parameters. Finally, the proposed procedure is applied to process measured dynamics responses of a RC structure under shaking table tests. The experimental structure has been shaken to perform nonlinear behaviors. When dramatic changes are observed in the slope of the measured relationship between force and displacement for the experimental structure, the identified instantaneous model parameters also show significant changes.

**Key Words:** Time Varying System, BP Neural Network, Weighted Least-Squares Approach, Polynomial Order

## 誌 謝

在風城兩年多的研究生涯，隨著論文的完成即將結束。回想起研究過程的點點滴滴，不論是學業上的知識或做人處事的道理，都是在這段日子受益匪淺，特別要感謝我的恩師：黃炯憲老師，這兩年來帶領我進入類神經網路於土木工程應用之研究領域，尤其是針對時變結構系統這方面的研究，讓我學習豐富且收穫良多。在老師的諄諄教誨下，不僅是讓我在學業上的知識精進不少，更在待人接物上學習到應有的態度。

本文可以順利完成，特別要感謝博士班的威智學長。在程式架構以及研究領域上的任何問題，都能讓我得到明確的解答，平常也從學長的樂觀、開朗和積極進取的性格中，使得我在研究的路途上並不會枯燥乏味，是我以往求學生涯前所未有的體驗。此外，我也要感謝所有研究室的夥伴們，包括學長、同學及學弟們，帶給我生活上的歡樂，讓我不會覺得研究生涯只是一個人的奮鬥，有大家的陪伴我才有更多的動力做好研究的工作；藉此也感謝辛苦工作的系辦小姐，不管是我課堂上或生活上的問題，都能順利幫我解決煩惱。

最後，我要特別感謝家人以及女友瑩馨，在我生活上及精神上的支持，有你們的鼓勵，使得我有信心並順利完成研究所的學業，在此致上最真摯的謝意。

僅以本文獻給所有我感謝的人以及周遭的朋友，希望能一同分享這份喜悅。

2008，許增尉

# 目 錄

頁次

中文摘要.....	I
英文摘要.....	II
誌謝.....	IV
目錄.....	V
表目錄.....	VII
圖目錄.....	VIII
第一章 緒論.....	1
1.1 前言.....	1
1.2 研究動機與目的.....	1
1.3 研究方法與步驟.....	3
1.4 本文內容.....	5
第二章 時變類神經網路.....	6
2.1 類神經網路介紹.....	6
2.2 建立時變類神經網路之程序.....	8
2.3 指數型加權函數.....	14
2.4 時變類神經網路與 TVARX 之對等關係.....	14
2.5 瞬時動態特性之估算.....	17

第三章 時變系統之數值模擬.....	20
3.1 時變線性系統之數值模擬.....	20
3.1.1 緩變係數系統.....	22
3.1.2 週期變化系統.....	23
3.1.3 雜訊之影響.....	24
3.2 非線性系統之數值模擬.....	27
3.2.1 非線性系統.....	27
3.2.2 轉換函數.....	29
3.2.3 非線性系統預測結果之誤差.....	30
第四章 實測資料之識別結果.....	32
4.1 待測結構物介紹.....	32
4.2 等效勁度與阻尼之迴歸.....	33
4.3 動態反應初判.....	34
4.4 實測資料之識別結果.....	35
第五章 結論與建議.....	38
5.1 結論.....	38
5.2 建議.....	39
參考文獻.....	41
附表.....	43
附圖.....	53

# 表 目 錄

頁次

表 3.1	緩變係數系統之識別結果誤差.....	43
表 3.2	週期變化系統之識別結果誤差.....	43
表 3.3	含有雜訊之緩變係數系統資料之識別結果誤差.....	44
表 3.4	含有雜訊之週期變化系統資料之識別結果誤差.....	44
表 3.5	非線性系統之識別結果誤差.....	44
表 3.6a	非線性系統之識別結果誤差 $((y_d, f_d) = (4,5))$ .....	45
表 3.6b	非線性系統之識別結果誤差 $((y_d, f_d) = (6,7))$ .....	45
表 3.6c	非線性系統之識別結果誤差 $((y_d, f_d) = (8,9))$ .....	46
表 3.6d	非線性系統之識別結果誤差 $((y_d, f_d) = (10,11))$ .....	46
表 3.7	非線性系統之預測位移結果誤差 ( 線性轉換函數 ).....	47
表 3.8a	非線性系統之預測位移結果誤差 (非線性轉換函數, $z=1$ ).....	47
表 3.8b	非線性系統之預測位移結果誤差 (非線性轉換函數, $z=2$ ).....	48
表 3.8c	非線性系統之預測位移結果誤差 (非線性轉換函數, $z=3$ ).....	48
表 3.9	非線性系統之預測速度結果誤差 ( 線性轉換函數 ).....	49
表 3.10a	非線性系統之預測速度結果誤差 (非線性轉換函數, $z=1$ ).....	49
表 3.10b	非線性系統之預測速度結果誤差 (非線性轉換函數, $z=2$ ).....	50
表 3.10c	非線性系統之預測速度結果誤差 (非線性轉換函數, $z=3$ ).....	50
表 3.11	非線性系統之預測加速度結果誤差 ( 線性轉換函數 ).....	51
表 3.12a	非線性系統之預測加速度結果誤差 (非線性轉換函數, $z=1$ )...51	
表 3.12b	非線性系統之預測加速度結果誤差 (非線性轉換函數, $z=2$ )...52	
表 3.12c	非線性系統之預測加速度結果誤差 (非線性轉換函數, $z=3$ )...52	

# 圖目錄

頁次

圖 1.1	隱藏控制神經網路架構圖 ( 圖片來源取自 [5] ).....	53
圖 1.2	控制系統架構圖 ( 圖片來源取自 [6] ).....	53
圖 2.1	時變類神經網路架構圖.....	54
圖 2.2	加權函數 ( $t_m = 0$ ).....	55
圖 3.1	自然振動頻率與阻尼比歷時圖.....	55
圖 3.2	輸入地震歷時與頻譜圖.....	56
圖 3.3	緩變係數系統之位移反應歷時與頻譜圖.....	56
圖 3.4	週期變化系統之位移反應歷時與頻譜圖.....	57
圖 3.5	對稱飽和線性函數.....	57
圖 3.6	緩變係數系統 ( $n=0, L=1$ ).....	58
圖 3.7	緩變係數系統 ( $n=0, L=2$ ).....	58
圖 3.8	緩變係數系統 ( $n=0, L=5$ ).....	58
圖 3.9	緩變係數系統 ( $n=1, L=1$ ).....	59
圖 3.10	緩變係數系統 ( $n=1, L=2$ ).....	59
圖 3.11	緩變係數系統 ( $n=1, L=5$ ).....	59
圖 3.12	緩變係數系統 ( $n=2, L=1$ ).....	60
圖 3.13	緩變係數系統 ( $n=2, L=2$ ).....	60
圖 3.14	緩變係數系統 ( $n=2, L=5$ ).....	60
圖 3.15	週期變化系統 ( $n=0, L=1$ ).....	61
圖 3.16	週期變化系統 ( $n=0, L=2$ ).....	61

圖 3.17	週期變化系統 ( $n=0, L=5$ ).....	61
圖 3.18	週期變化系統 ( $n=1, L=1$ ).....	62
圖 3.19	週期變化系統 ( $n=1, L=2$ ).....	62
圖 3.20	週期變化系統 ( $n=1, L=5$ ).....	62
圖 3.21	週期變化系統 ( $n=2, L=1$ ).....	63
圖 3.22	週期變化系統 ( $n=2, L=2$ ).....	63
圖 3.23	週期變化系統 ( $n=2, L=5$ ).....	63
圖 3.24	含雜訊之緩變係數系統 $y_d$ 與識別結果誤差之平均關係 .....	64
圖 3.25	緩變係數系統 ( 含雜訊資料, $(y_d, f_d) = (15,16)$ ).....	64
圖 3.26	緩變係數系統 ( 含雜訊資料, $(y_d, f_d) = (20,21)$ ).....	64
圖 3.27	緩變係數系統 ( 含雜訊資料, $(y_d, f_d) = (25,26)$ ).....	65
圖 3.28	緩變係數系統 ( 含雜訊資料, $(y_d, f_d) = (30,31)$ ).....	65
圖 3.29	緩變係數系統 ( 含雜訊資料, $(y_d, f_d) = (35,36)$ ).....	65
圖 3.30	緩變係數系統 ( 含雜訊資料, $(y_d, f_d) = (40,41)$ ).....	66
圖 3.31	含雜訊之週期變化系統 $y_d$ 與識別結果誤差之平均關係 .....	66
圖 3.32	週期變化系統 ( 含雜訊資料, $(y_d, f_d) = (15,16)$ ).....	66
圖 3.33	週期變化系統 ( 含雜訊資料, $(y_d, f_d) = (20,21)$ ).....	67
圖 3.34	週期變化系統 ( 含雜訊資料, $(y_d, f_d) = (25,26)$ ).....	67
圖 3.35	週期變化系統 ( 含雜訊資料, $(y_d, f_d) = (30,31)$ ).....	67
圖 3.36	週期變化系統 ( 含雜訊資料, $(y_d, f_d) = (35,36)$ ).....	68
圖 3.37	週期變化系統 ( 含雜訊資料, $(y_d, f_d) = (40,41)$ ).....	68
圖 3.38	非線性系統輸入歷時與頻譜圖.....	69
圖 3.39	非線性系統輸出位移反應歷時與頻譜圖.....	69

圖 3.40	非線性系統 ( $n=0, L=1$ )	70
圖 3.41	非線性系統 ( $n=0, L=2$ )	70
圖 3.42	非線性系統 ( $n=0, L=5$ )	70
圖 3.43	非線性系統 ( $n=1, L=1$ )	71
圖 3.44	非線性系統 ( $n=1, L=2$ )	71
圖 3.45	非線性系統 ( $n=1, L=5$ )	71
圖 3.46	非線性系統 ( $n=2, L=1$ )	72
圖 3.47	非線性系統 ( $n=2, L=2$ )	72
圖 3.48	非線性系統 ( $n=2, L=5$ )	72
圖 3.49a	非線性系統 ( $y_d, f_d$ ) = (4,5) 識別結果	73
圖 3.49b	非線性系統 ( $y_d, f_d$ ) = (6,7) 識別結果	76
圖 3.49c	非線性系統 ( $y_d, f_d$ ) = (8,9) 識別結果	79
圖 3.49d	非線性系統 ( $y_d, f_d$ ) = (10,11) 識別結果	82
圖 3.50	雙曲正切轉換函數	85
圖 3.51	非線性系統之預測輸出位移結果 (線性轉換函數)	86
圖 3.52a	非線性系統之預測輸出位移結果 (非線性轉換函數, $z=1$ )	89
圖 3.52b	非線性系統之預測輸出位移結果 (非線性轉換函數, $z=2$ )	92
圖 3.52c	非線性系統之預測輸出位移結果 (非線性轉換函數, $z=3$ )	95
圖 3.53	非線性系統之預測輸出速度結果 (線性轉換函數)	98
圖 3.54a	非線性系統之預測輸出速度結果 (非線性轉換函數, $z=1$ )	101
圖 3.54b	非線性系統之預測輸出速度結果 (非線性轉換函數, $z=2$ )	104
圖 3.54c	非線性系統之預測輸出速度結果 (非線性轉換函數, $z=3$ )	107
圖 3.55	非線性系統之預測輸出加速度結果 (線性轉換函數)	110

圖 3.56a	非線性系統之預測輸出加速度結果 (非線性轉換函數, $z=1$ ).	113
圖 3.56b	非線性系統之預測輸出加速度結果 (非線性轉換函數, $z=2$ ).	116
圖 3.56c	非線性系統之預測輸出加速度結果 (非線性轉換函數, $z=3$ ).	119
圖 4.1	待測結構物.....	122
圖 4.2	待測結構物之位移計架設圖.....	123
圖 4.3	待測結構物之加速度計架設圖.....	124
圖 4.4	待測結構物之基底剪力載重元件圖.....	124
圖 4.5	基底剪力歷時圖.....	125
圖 4.6	位移反應歷時圖.....	125
圖 4.7	速度反應歷時圖.....	125
圖 4.8	實測資料迴歸之自然振動頻率歷時圖.....	126
圖 4.9	實測資料迴歸之阻尼比歷時圖.....	126
圖 4.10	實測資料之輸入地震歷時與頻譜圖.....	127
圖 4.11	實測資料之輸出地震歷時與頻譜圖.....	127
圖 4.12	待測結構物輸入歷時與頻譜圖 ( 損壞前 ).....	128
圖 4.13	待測結構物輸出歷時與頻譜圖 ( 損壞前 ).....	128
圖 4.14	待測結構物輸入歷時與頻譜圖 ( 損壞後 ).....	129
圖 4.15	待測結構物輸出歷時與頻譜圖 ( 損壞後 ).....	129
圖 4.16a	實測資料之識別結果 ( 頻率, $(y_d, f_d) = (10,11)$ ).....	130
圖 4.16b	實測資料之識別結果 ( 阻尼比, $(y_d, f_d) = (10,11)$ ).....	130
圖 4.17a	實測資料之識別結果 ( 頻率, $(y_d, f_d) = (20,21)$ ).....	131
圖 4.17b	實測資料之識別結果 ( 阻尼比, $(y_d, f_d) = (20,21)$ ).....	131

# 第一章 緒論

## 1.1 前言

台灣位處於環太平洋地震帶上，地震活動相當頻繁，常造成生命財產重大的損失。921 集集大地震造成無數棟建築物或是橋樑的損害，讓人們深刻體會到結構系統健康診斷之重要性。在土木工程之問題上，系統識別扮演著重要的角色，除了可以觀察結構系統在地震來臨時候的參數變化之外，並可以作為未來健康診斷的依據。而其龐大且複雜的資料特性，利用類神經網路作為運算工具是個不錯的方法。因為類神經網路的優點就是具有可調性、可容錯性和穩健的特點，在處理複雜、龐大的資料上有很好的效率。

本文發展出一種新的程序，將傳統神經網路系統之權重及門檻值假設為時間函數，建立出時變類神經網路的架構；並且從已建立的神經網路，估算系統之瞬時模態參數。

## 1.2 研究動機與目的

McCulloch and Pitts [1] 於 1943 年提出類神經網路的數學模型後，類神經網路才開始逐漸被受到重視。隨著類神經網路的發展，各個領域都廣泛應用，如工業工程、商業金融、醫學診斷…等等。而在土木工程的範疇中，則是應用於診斷 [2]、分析 [3]、監測 [4] 等等各項問題。利用類神經網路處理土木工程複雜且龐大的資料，是一個不錯的方法。

在時變類神經網路的文獻中，Levin [5] 提出隱藏控制神經網路

(Hidden control neural network)，來解決時變的問題。文中提到傳統的類神經網路可以處理非時變非線性系統的問題，但卻很難適用於複雜非平穩信號上，如語音…等等，因為傳統的類神經網路並無法描繪出隨時間變化的特性。因此，提出了隱藏控制神經網路，如圖 1.1，來模擬時變之非線性動力系統。其作法是以時間為一個函數的額外控制輸入信號，也就是變成隱性控制輸入信號，使得神經網路的測繪會隨著時間而改變，以達到識別時變系統的程序。文中架構出時變非線性之隱藏控制神經網路，針對連續語音進行識別，對此模型得到的字元識別精度可達 99.1%，顯示此架構的類神經網路，對於時變系統有不錯的識別結果。Takahashi [6] 利用類神經網路預測自適應非線性時變的控制系統，如圖 1.2。其作法是用前饋式神經網路架構出可預測非線性動力系統的程序，而最佳的預測控制系統之參數並不是線性的參數，而是選用可變的參數來調整。文中用 ARMA 來架構出模擬的運動方程，並分別針對離散及連續時間系統進行識別，利用類神經網路來預測控制系統。最後結論提到利用可變參數的神經網路系統，其電腦模擬結果有很好的精確度。而 Gu [7] 等人提出結合神經網路及基底函數逼近的架構，識別非線性時變系統。其方法是利用神經網路的學習和非線性逼近的能力架構非線性系統。在其架構中，用時變參數的向量來描繪此時變動態系統，而時變參數的向量是由已知的基底函數利用加權總和估算出來的。文中分別針對 Zoubir [8] 及 Wang [9] 所提到的系統進行識別，兩者的識別結果誤差均有不錯的準確度，而結論提到利用此架構對於非線性時變的未知系統，證明其識別方法是可行的。從以上文獻可以得知在時變系統的應用上，利用神經網路來建立時變程序的架構，在運算時間及準確度上皆可達到不錯的效果，因此本文的架構亦選用神經網路應用於時變系

統。

本文的研究目的是建立一個合適的時變類神經網路應用於時變系統，接著進一步估算瞬時模態參數。此研究將來也可以應用於房屋結構外的領域，如高架道路、高樓大廈、橋樑…等等。這對於日漸複雜且龐大的結構系統，是個非常重要的基本架構，可作為將來結構分析模式修正的依據及健康診斷的基本資料。

### 1.3 研究方法與步驟

本研究主要是建立時變類神經網路的程序，並估算時變系統之瞬時模態參數。此架構結合權重最小平方差法和類神經網路，其中類神經網路的權重和門檻值皆假設為時間之函數，並以多項式基底展開。利用類神經網路求得權重值與門檻值之係數，建立傳遞矩陣後，估算瞬時模態參數。研究步驟可分為兩部分，首先是利用數值模擬，包括時變線性資料及非線性資料來驗證發展出來的程序，最後再應用實測資料到本文發展的程序，做更進一步的研究與分析。

研究步驟流程如下：

#### 一、建立時變類神經網路，估算時變系統之瞬時模態參數

##### 1.利用數值模擬訓練建立時變類神經網路：

利用數值模擬之結構地震位移反應，建立時變的類神經網路。首先將位移反應及外力輸入倒傳遞神經網路，其連結的權重和門檻值假

設為時間的函數，並以多項式展開。在類神經網路中，訂立該系統之架構，包括輸入層、隱藏層、輸出層的個數、節點數、轉換函數、容許誤差…等等，神經網路中的權重及門檻值的多項式階數亦可調整，容許誤差則調整出訓練結果佳且運算速度快的設定值。在經過類神經網路學習後，視其收斂結果取其較好的各項參數設定，以確立時變類神經網路的系統架構。

### 2.由傳遞矩陣估算結構的瞬時模態參數：

由神經網路學習後，利用學習完善的權重值與門檻值之係數，建立傳遞矩陣。此獲得的傳遞矩陣為時間之函數，對每一時刻所對應之傳遞矩陣進行特徵值分析，即可估算出結構的瞬時模態參數。

### 3.跟理論值做驗證：

利用所估算出來的瞬時模態參數，隨時間累計之後描繪出自然振動頻率及阻尼比的歷時圖，跟原先設定的真值來做比對，藉此驗證本文發展出來的時變類神經網路程序之可行性。

### 4.非線性系統之數值模擬

利用本文架構之時變類神經網路，針對非線性系統進行系統識別，接著改變神經網路中之轉換函數，比較預測結果誤差，探討不同的轉換函數對其影響性。

## 二、應用到實測資料

利用本文發展的時變類神經網路程序應用到實測資料。此實測資料係針對國家地震中心一鋼筋混凝土結構，根據位移變化應用本文所發展出來的時變類神經網路程序，經過系統識別程序後求得相對應的自然振動頻率和阻尼比。

## 1.4 本文內容

本文內容總共可分為五個章節，分述如下：

第一章為緒論，首先是前言，接著介紹研究動機與目的、研究方法與步驟，最後是本文的章節內容。第二章為時變類神經網路，首先簡單介紹類神經網路，接著說明本文發展之時變類神經網路，隨後建立本程序和 TVARX 的對等關係。最後利用本文發展的程序，建立傳遞矩陣後，估算結構物的瞬時動態特性。第三章就是針對本文發展出來的時變類神經網路程序來做數值模擬，包括時變線性系統以及非線性系統，識別其瞬時模態參數，並針對非線性系統進行預測，比較不同轉換函數對預測結果的影響性。第四章應用到實測資料做分析，首先針對國家地震中心所實驗之鋼筋混凝土結構做介紹，利用其位移反應做分析，並且驗證與討論本文所發展的方法。最後第五章，是本研究的分析過程與結果，做出結論與提供建議。

## 第二章 時變類神經網路

應用類神經網路在系統識別上，我們要先瞭解一些觀念。首先，利用類神經網路所進行的程序來做系統識別，是不是有得到我們想要的識別結果？又其所做的識別，是不是正確？類神經網路的基本原理就是利用前一時刻的資訊，作為下一時刻的預測，因為可能與下一時刻之實際值誤差很小，會讓我們覺得已經獲得不錯的預測值。不過這可能只是局部穩定解，並非真正符合系統的合理穩定解。這種難以解釋的情況，讓許多人認為類神經網路可能是處於黑盒子階段，一般用來做參考值而已。

進一步瞭解本文發展的時變類神經網路之前，首先介紹傳統的類神經網路，比較跟本文發展之程序的差異性；接著介紹本文所用的時變類神經網路程序，其中先說明選用的神經網路，並介紹連結的權重和門檻值的函數形式，架構出本文所發展的時變類神經網路。介紹時變類神經網路的程序時，首先會做一完整的推導，然後對此程序的分析方式作簡單介紹。利用本文發展的時變類神經網路建立與 TVARX 之對等關係，利用時變類神經網路學習完善的權重值與門檻值之係數，建立傳遞矩陣後，估算時變系統的瞬時模態特性。

### 2.1 類神經網路介紹

類神經網路理論起源於 1950 年代，當時科學家仿造人類大腦的組織及運作方式，開始提出稱之為感知機 (Perceptron) 的神經元模型，這是最簡單也是最早的類神經模型，感知機通常被拿來做分類器 (Classifier) 使用。但是在 1980 年之前，由於專家系統 (Expert system) 則是當時最流行的人工

智慧基礎，加上類神經網路的理論仍不成熟，因此類神經網路並沒有受到很大的重視。

直到 1980 年代之後，由於霍普菲爾 (Hopfield) 神經網路 1982 年被提出，而此時專家系統亦開始遇到了瓶頸，類神經網路理論才逐漸受到重視。直到今日為止，類神經網路仍然有新的架構及理論不斷的被提出，配合電腦運算速度的增加，使得類神經網路的功能更為強大，運用層面也更為廣泛。

類神經網路的理論衍生自個個不同科學，其中包含心理學、數學、神經科學、物理學、計算機科學、生物學、工程科學、哲學...等。儘管這些領域的研究方向不盡相同，但它們的目標確是一致的：都是為了建立一個智慧型的系統，以滿足各方面的需求。

本文會選用類神經網路來做運算，是因為其特點在於具有容錯性 (error tolerance)，亦即容許原本的系統缺失存在，但是偵測到錯誤後可以利用最佳化的理論繼續透過學習而調整權值，使得系統更加完美，我們稱之為自適應性或是可調性。此可調性可說是類神經網路最大特色，對於同一個領域原先所學習好之對應關係若發生改變時，類神經網路可以藉由新的輸入和輸出值繼續學習，調整存在連接上的權值，而得到修正過的知識，以更加適合改變後的對應關係。因此類神經網路可以用來解決系統本身的不確定性 (uncertainty) 或是時變性 (time dependent) 的問題。

從文獻中可以發現 Lim 等人 [10]，利用動態神經網路建立線上模態參數之識別系統，但所模擬的結構並不是時變系統。黃 [11] 利用類神經網路

來學習和預測進行結構物之地震反應預測，雖然有不錯的準確度，但無法驗證類神經網路所得到的結構系統是否為真正的結構物系統。而涂 [12] 利用類神經網路對於房屋結構進行系統識別，亦可得到不錯的結果，但其架構僅限於非時變系統。本文所發展的架構即建立在神經網路上，建立時變類神經網路的程序，並可應用於時變系統，估算其瞬時模態參數，識別出欲知之物理特性。

## 2.2 建立時變類神經網路之程序

本文建立的時變類神經網路程序是嘗試將時變程序和傳統類神經網路做一結合。令類神經網路中連接的權重和門檻值為時間函數，並以多項式展開。本文架構的時變類神經網路如圖 2.1 所示。圖 2.1 中， $i, j, k$  分別代表輸入層、隱藏層和輸出層的節點， $x$  為輸入的反應值， $y_p$  為預測的輸出位移反應值， $y_m$  為量測的實際位移反應值， $v_{ij}$  為輸入層和隱藏層間的權重值， $w_{jk}$  為隱藏層和輸出層間的權重值， $\theta_{vj}$  為輸入層和隱藏層間的門檻值， $\theta_{wk}$  為隱藏層和輸出層間的門檻值。本文架構的類神經網路的收斂條件是預測值與量測值誤差最小。

隱藏層的數目為一層到兩層有較佳的收斂效果，沒有隱藏層不能反應輸入單元間之交互作用，會有較大之誤差；選定一或二層隱藏層就以足以反應其交互作用，更多的隱藏層反而使網路過度複雜，造成能量函數的局部最小值，而使網路無法收斂。因此，文獻建議以一層隱藏層即可解決一般問題 [13]，本研究中之類神經網路架構，即選用一層隱藏層。為考慮所模擬系統之時變特性，將傳統的類神經網路架構中之權重值  $v_{ij}$  及  $w_{jk}$  和

門檻值  $\theta_{vj}$  和  $\theta_{wk}$  考慮成時間之函數，並分別以多項式基底展開。

在倒傳遞學習演算法中，將傳統的類神經網路誤差函數加上加權函數，改寫成：

$$E(t_m) = \sum_{k=1}^K \sum_n^N \bar{W}(t_n, t_m) [y_{pk}(t_m) - y_{mk}(t_m)]^2 \dots\dots\dots (2.1)$$

其中

$y_p$ ：預測的輸出位移反應值

$y_m$ ：量測的實際位移反應值

$\bar{W}(t_n, t_m)$ ：瞬時時刻  $t_m$  下之加權函數

在類神經網路中各輸出節點之值可表示成：

$$y_{pk}(t) = g \left\{ \sum_{j=1}^{N_h} w_{jk}(t) \cdot f \left( \sum_{i=1}^{N_i} v_{ij}(t) x_i(t) + \theta_{vj}(t) \right) + \theta_{wk}(t) \right\} \dots\dots\dots (2.2)$$

其中 (參看圖 2.1)

$i, j, k$ ：分別代表輸入層、隱藏層和輸出層的節點

$g, f$ ：轉換函數

$x$ ：輸入的反應值

$v_{ij}(t)$ ：輸入層和隱藏層間的權重值

$w_{jk}(t)$ ：隱藏層和輸出層間的權重值

$\theta_{vj}(t)$ ：輸入層和隱藏層間的門檻值

$\theta_{wk}(t)$ ：隱藏層和輸出層間的門檻值

權重值和門檻值考慮成時間函數，並分別以多項式展開，即

$$w_{jk}(t) = \sum_{h=0}^{h_N} a_{jk}^{(h)} \cdot t^h$$

$$v_{ij}(t) = \sum_{l=0}^{l_N} b_{ij}^{(l)} \cdot t^l$$

$$\theta_{wk}(t) = \sum_{q=0}^{q_N} c_k^{(q)} \cdot t^q$$

$$\theta_{vj}(t) = \sum_{r=0}^{r_N} d_j^{(r)} \cdot t^r$$

其中

$h, l, q, r$ ：分別代表權重值和門檻值多項式基底之階數

$a, b, c, d$ ：待定係數

$t$ ：時間變數

將式 (2.2) 帶入式 (2.1) 並最小化誤差函數；即

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial E}{\partial v_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial \theta_{wk}} = \frac{\partial E}{\partial \theta_{vj}} = 0 \dots\dots\dots (2.3)$$

首先， $\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = 0$  經由數學微分的連鎖律可得：

$$\frac{\partial E}{\partial y_{pk}} \cdot \frac{\partial y_{pk}}{\partial w_{jk}} = 0 \dots\dots\dots (2.4)$$

對式 (2.1)取  $y_{pk}$  之導數可得：

$$\frac{\partial E}{\partial y_{pk}} = 2 \sum_n^N \bar{W}(t_n, t_m) [y_{pk}(t_m) - y_{mk}(t_m)] \dots\dots\dots (2.5)$$

對式 (2.2)取  $w_{jk}$  之導數可得：

$$\frac{\partial y_{pk}}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial g(Z_k)}{\partial Z_k} \cdot \frac{\partial Z_k}{\partial w_{jk}} \dots\dots\dots (2.6)$$

其中

$$Z_k = \sum_{j=1}^{N_j} \left[ w_{jk} \cdot f \left( \sum_{i=1}^{N_i} v_{ij} x_i + \theta_{vj} \right) + \theta_{wk} \right]$$

對  $Z_k$  取  $w_{jk}$  之導數可得：

$$\frac{\partial Z_k}{\partial w_{jk}} = f \left( \sum_{i=1}^{N_i} v_{ij} x_i + \theta_{vj} \right) \dots\dots\dots (2.7)$$

對  $Z_k$  取  $\theta_{wk}$  之導數可得：

$$\frac{\partial Z_k}{\partial \theta_{wk}} = 1$$

對式 (2.2)取  $v_{ij}$  之導數可得：

$$\frac{\partial y_{pk}}{\partial v_{ij}} = \frac{\partial g(Z_k)}{\partial Z_k} \cdot \frac{\partial Z_k}{\partial v_{ij}}$$

從連鎖律可得：

$$\frac{\partial Z_k}{\partial v_{ij}} = \frac{\partial Z_k}{\partial f} \cdot \frac{\partial f}{\partial v_{ij}} = w_{jk} \cdot \frac{\partial f(\bar{v}_j)}{\partial \bar{v}_j} \cdot \frac{\partial \bar{v}_j}{\partial v_{ij}} \dots\dots\dots (2.8)$$

其中

$$\bar{v}_j = \sum_{i=1}^{N_i} v_{ij} x_i + \theta_{vj}$$

對  $\bar{v}_j$  分別取  $v_{ij}$  和  $\theta_{vj}$  之導數可得：

$$\frac{\partial \bar{v}_j}{\partial v_{ij}} = x_i, \quad \frac{\partial \bar{v}_j}{\partial \theta_{vj}} = 1$$

由式 (2.5)、(2.6)和 (2.7)，式 (2.4)可改寫成：

$$2 \sum_n^N \bar{W}(t_n, t_m) [y_{pk}(t_m) - y_{mk}(t_m)] \cdot \frac{\partial g(Z_k)}{\partial Z_k} \cdot f\left(\sum_{i=1}^{N_i} v_{ij} x_i + \theta_{vj}\right) = 0 \dots\dots\dots (2.9)$$

同理，從式 (2.3)可得知  $\frac{\partial E}{\partial v_{ij}} = 0$

式 (2.9)亦可改寫成：

$$2 \sum_n^N \bar{W}(t_n, t_m) [y_{pk}(tm) - y_{mk}(t_m)] \cdot \frac{\partial g(Z_k)}{\partial Z_k} \cdot w_{jk} \cdot \frac{\partial f(\bar{v}_j)}{\partial \bar{v}_j} \cdot x_i = 0 \dots\dots\dots (2.10)$$

同理，從式 (2.3)可得知  $\frac{\partial E}{\partial \theta_{wk}} = 0$

式 (2.9)亦可改寫成：

$$2 \sum_n^N \bar{W}(t_n, t_m) [y_{pk}(t_m) - y_{mk}(t_m)] \cdot \frac{\partial g(Z_k)}{\partial Z_k} = 0 \dots\dots\dots (2.11)$$

同理，從式 (2.3)可得知  $\frac{\partial E}{\partial \theta_{vj}} = 0$

式 (2.9)亦可改寫成：

$$2 \sum_n^N \bar{W}(t_n, t_m) [y_{pk}(t_m) - y_{mk}(t_m)] \cdot \frac{\partial g(Z_k)}{\partial Z_k} \cdot w_{jk} \cdot \frac{\partial f(\bar{v}_j)}{\partial \bar{v}_j} = 0 \dots\dots\dots (2.12)$$

當考慮時變線性系統時，神經網路可選用線性之轉換函數。此時

$$f' = g' = \alpha$$

$\alpha$ ：轉換函數的斜率，為一常數項

綜合從式 (2.1)到式 (2.12)所述，可得知  $\frac{\partial E}{\partial a_{jk}^{(h)}} = 0$

式 (2.9)可改寫成：

$$\sum_n^N \bar{W}(t_n, t_m) [y_{pk}(t_m) - y_{mk}(t_m)] \cdot \alpha \cdot f \left( \sum_{i=1}^{N_i} v_{ij} x_i + \theta_{vj} \right) \cdot t_m^h = 0 \dots\dots\dots (2.13)$$

同理可得知  $\frac{\partial E}{\partial b_{ij}^{(l)}} = 0$

式 (2.10)可改寫成：

$$\sum_n^N \bar{W}(t_n, t_m) [y_{pk}(t_m) - y_{mk}(t_m)] \cdot \alpha^2 \cdot w_{jk} \cdot x_i \cdot t_m^l = 0 \dots\dots\dots (2.14)$$

同理可得知  $\frac{\partial E}{\partial c_k^{(q)}} = 0$

式 (2.11)可改寫成：

$$\sum_n^N \bar{W}(t_n, t_m) [y_{pk}(t_m) - y_{mk}(t_m)] \cdot \alpha \cdot t_m^q = 0 \dots\dots\dots (2.15)$$

同理可得知  $\frac{\partial E}{\partial d_j^{(r)}} = 0$

式 (2.12)可改寫成：

$$\sum_n^N \bar{W}(t_n, t_m) [y_{pk}(t_m) - y_{mk}(t_m)] \cdot \alpha^2 \cdot w_{jk} \cdot t_m^r = 0 \dots\dots\dots (2.16)$$

$h, l, q, r$  分別代表權重值和門檻值多項式基底之階數，這四個多項式最高階數皆假設為  $P$ ，由式 (2.13)、(2.14)、(2.15)、(2.16) 整理後，可將式 (2.4) 改寫成：

$$\sum_n^N \overline{W}(t_n, t_m) \left\{ \alpha \cdot \left[ \sum_{j=1}^{N_h} w_{jk} \cdot \alpha \cdot \left( \sum_{i=1}^{N_i} v_{ij} x_i + \theta_{vj} \right) + \theta_{wk} \right] - y_m(t_m) \right\} \cdot \alpha^2 \cdot \left( \sum_{i=1}^{N_i} v_{ij} x_i + \theta_{vj} \right) \cdot t_m^P = 0$$

### 2.3 指數型加權函數

本文所發展的時變類神經網路程序，在誤差函數的加權函數選用指數型加權函數，基本形式為

$$\overline{W}(t, t_m) = e^{-\frac{|t - t_m|^2}{a^2 L}} \dots \dots \dots (2.17)$$

當中  $t$  為加權函數的範圍， $t_m$  表示在加權函數的中心位置，取  $a=0.3$ ， $L$  代表影響加權函數值消散之速度。本文將選用  $L=1, 2, 5$  三種不同情況來探討其影響性。圖 2.2 所示為取  $L=1$  時之加權函數值。

### 2.4 時變類神經網路和 TVARX 之對等關係

從類神經網路的定義可以得知：

$$y_{pk}(t) = g \left\{ \sum_{j=1}^{N_h} \left[ w_{jk}(t) \cdot f \left( \sum_{i=1}^{N_i} v_{ij}(t) \cdot x_i(t) + \theta_{vj}(t) \right) + \theta_{wk}(t) \right] \right\} \dots \dots \dots (2.18)$$

令

$$net_j^H(t) = \sum_{i=1}^{N_i} v_{ij}(t) \cdot x_i(t) + \theta_{vj}(t) \dots \dots \dots (2.19)$$

$$net_k^O(t) = \sum_{j=1}^{N_h} w_{jk}(t) \cdot f(net_j^H(t)) + \theta_{wk}(t) \dots \dots \dots (2.20)$$

$$y_{pk}(t) = g(\text{net}_k^O(t)) \dots\dots\dots (2.21)$$

其中

$\text{net}_j^H(t)$ ：隱藏層第  $j$  個節點之加權總和

$\text{net}_k^O(t)$ ：輸出層第  $k$  個節點之加權總和

當考慮的轉換函數為線性函數時

$$f(\text{net}_j^H(t)) = \alpha \cdot \text{net}_j^H(t) \dots\dots\dots (2.22)$$

$$g(\text{net}_k^O(t)) = \alpha \cdot \text{net}_k^O(t) \dots\dots\dots (2.23)$$

$\alpha$  為線性轉換函數之斜率。

綜合式 (2.19)到式 (2.23)，整理後帶回式 (2.18)改寫成：

$$y_{pk}(t) = \alpha^2 \cdot \sum_{j=1}^{N_h} \sum_{i=1}^{N_i} w_{jk}(t) \cdot v_{ij}(t) \cdot x_i(t) + \beta_k(t) \dots\dots\dots (2.24)$$

其中

$$\beta_k(t) = \alpha^2 \cdot \sum_{j=1}^{N_h} \sum_{i=1}^{N_i} w_{jk}(t) \cdot \theta_{vj}(t) + \alpha \cdot \sum_{j=1}^{N_h} \theta_{wk}(t) \dots\dots\dots (2.25)$$

為了建立與 TVARX 之關係式，將式 (2.24)以矩陣形式改寫成：

$$\{y_{pk}(t)\} = [W(t)] \{x_i(t)\} + \{\beta_k(t)\} \dots\dots\dots (2.26)$$

其中



$$[W(t)] = [ [W_y(t)] \quad [W_f(t)] ] \dots\dots\dots (2.29)$$

$[W_y(t)]$ ：代表和輸入之位移反應相關之權重矩陣

$[W_f(t)]$ ：代表和輸入之外力反應相關之權重矩陣

我們可以把式 (2.29)，再改令為下列式子：

$$[W_y(t)] = [ [\tilde{W}_y^{(y_d)}(t)] \quad [\tilde{W}_y^{(y_d-1)}(t)] \quad \dots \quad [\tilde{W}_y^{(1)}(t)] ] \dots\dots\dots (2.30)$$

$$[W_f(t)] = [ [\tilde{W}_f^{(f_d)}(t)] \quad [\tilde{W}_f^{(f_d-1)}(t)] \quad \dots \quad [\tilde{W}_f^{(1)}(t)] \quad [\tilde{W}_f^{(0)}(t)] ] \dots\dots\dots (2.31)$$

最後將式 (2.30)與式 (2.31)代回式 (2.28)可得：

$$\{y_p(t)\} = \sum_{u=1}^{y_d} [\tilde{W}_y^{(u)}(t)] \{\bar{y}_u(t)\} + \sum_{v=0}^{f_d} [\tilde{W}_f^{(v)}(t)] \{\bar{f}_v(t)\} + \{\beta(t)\} \dots\dots\dots (2.32)$$

從上式可以發現，由本文發展的時變類神經網路程序，跟我們所熟知的 TVARX 可建立對等關係 [14]。下個小節將推導如何應用此程序，並估算時變結構系統的瞬時動態特性。

## 2.5 瞬時動態特性之估算

從量測反應建立適當的 TVARX 模式，使得我們可以瞭解該時變線性結構系統之動態特性隨時間變化之情形，此等訊息有助於判斷結構系統之損傷情況。在此先令  $\tilde{W}_y^{(u)}(t) = \hat{W}_i(t)$ ， $\tilde{W}_f^{(v)}(t) = \hat{W}_j(t)$ ， $u = i$ ， $v = j$ ， $\bar{y}_u = y(t-i)$ ， $\bar{f}_v = f(t-j)$ ，將式 (2.32)改寫成 TVARX 之通式：

$$\{y_p(t)\} = \sum_{i=1}^I [\hat{W}_i(t)] \{y(t-i)\} + \sum_{j=0}^J [\hat{W}_j(t)] \{f(t-j)\} + \{\beta(t)\} \dots\dots\dots (2.33)$$

若在  $t$  瞬時下， $[\hat{W}_i(t)]$  及  $[\hat{W}_j(t)]$  均為常數矩陣， $\{y(t-i)\}$  與  $\{f(t-j)\}$  分別為於  $(t-i)$ 、 $(t-j)$  時刻下之輸出與輸入， $I$  與  $J$  則分別代表所考慮模

型之階數， $\{\beta(t)\}$  為量測誤差向量。所以在  $t$  瞬時下，TVARX 模式即對等於非時變之 ARX 模式。依非時變 ARX 模式估算動態特性之方法，令

$$[G(t)] = \begin{bmatrix} 0 & I & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & I & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & & \cdots & I \\ [\hat{W}_1(t)] & [\hat{W}_{1-1}(t)] & \cdots & \cdots & [\hat{W}_1(t)] \end{bmatrix} \dots\dots\dots (2.34)$$

在時變系統  $[G(t)]$  將隨時間而改變。 $[G(t)]$  之特徵值及特徵向量是與結構系統之動態特性有直接關係，如同非時變系統之推導可知：

$$[G(t)] \{\psi_k(t)\} = \lambda_k(t) \{\psi_k(t)\} \dots\dots\dots (2.35)$$

$\{\psi_k(t)\}$  及  $\lambda_k(t)$  為  $[G(t)]$  之第  $k$  個瞬時特徵向量及特徵值。在時變系統中， $\{\psi_k(t)\}$  及  $\lambda_k(t)$  是時間的函數。由  $[G(t)]$  之特殊構造，可得：

$$\{\psi_k^{(i)}(t)\} = \lambda_k(t) \{\psi_k^{(i-1)}(t)\} \quad (i=1,2,\dots,l) \dots\dots\dots (2.36a)$$

$$\text{且 } \sum_{j=0}^{l-1} [\hat{W}_{n-j}(t)] \{\psi_k^{(j+1)}(t)\} = \lambda_k(t) \{\psi_k^{(1)}(t)\} \dots\dots\dots (2.36b)$$

其中

$$\{\psi_k(t)\} = \begin{Bmatrix} \{\psi_k^{(1)}(t)\} \\ \{\psi_k^{(2)}(t)\} \\ \vdots \\ \{\psi_k^{(l)}(t)\} \end{Bmatrix}, \quad \{\psi_k^{(i)}(t)\} \text{ 為一 } (l \times 1) \text{ 之向量， } l \text{ 為量測自由度。}$$

從上面兩式 (2.36a)、(2.36b) 可得：

$$\{\psi_k(t)\} = \begin{Bmatrix} \{\psi_k^{(1)}(t)\} \\ \lambda_k(t) \{\psi_k^{(1)}(t)\} \\ \lambda_k^2(t) \{\psi_k^{(1)}(t)\} \\ \vdots \\ \lambda_k^{l-1}(t) \{\psi_k^{(1)}(t)\} \end{Bmatrix} \dots\dots\dots (2.37)$$

$\{\psi_k^{(1)}(t)\}$  代表量測自由度之第  $k$  個瞬時模態。

由式 (2.35)、(2.36)、(2.37) 可得：

$$\left| \lambda_k^l(t) I - \lambda_k^{l-1}(t) [\hat{W}_1(t)] - \lambda_k^{l-2}(t) [\hat{W}_2(t)] - \dots - \lambda_k(t) [\hat{W}_{l-1}(t)] \right| = 0 \dots\dots\dots (2.38)$$

上式亦通常用於估算 AR 或 ARMA 時間序列模式之極點 (pole)，進而估算本文所欲得知的瞬時模態參數：瞬時自然振動頻率及阻尼比 (Wang and Fang, 1986)。式 (2.35) 中之特徵值常為複數，成雙或成對之共軛根。令  $\lambda_k(t) = \alpha_k(t) + i \cdot \beta_k(t)$ ，則結構系統之第  $k$  個瞬時自然振動頻率  $\omega_k(t)$  及瞬時阻尼比  $\xi_k(t)$  為：

$$\omega_k(t) = \sqrt{\alpha_k^2(t) + \beta_k^2(t)} \dots\dots\dots (2.39)$$

$$\xi_k(t) = -\frac{\alpha_k(t)}{\beta_k(t)} \dots\dots\dots (2.40)$$

其中

$$\alpha_k(t) = \frac{1}{2\Delta t} \ln(a_k^2(t) + b_k^2(t))$$

$$\beta_k(t) = \frac{1}{\Delta t} \tan^{-1}\left(\frac{b_k(t)}{a_k(t)}\right)$$

$\Delta t$  為取樣時間間隔

### 第三章 時變系統之數值模擬

本章利用數值模擬驗證建立的時變類神經網路程序之可行性及所發展電腦程式之正確性。利用數值分析求解時變線性和非線性運動方程的動態反應，再依前章所述流程架構時變類神經網路。本章亦探討加權函數、多項式基底階數，以及雜訊對建立一個合適的時變類神經網路和準確估算瞬時模態參數的影響。

#### 3.1 時變線性系統之數值模擬

考慮一單自由度時變線性系統受地震輸入，其運動方程為：

$$\ddot{y}(t) + 2\xi_n(t)\omega_n(t)\dot{y}(t) + \omega_n^2(t)y(t) = \frac{f(t)}{m} \dots\dots\dots (3.1)$$

其中  $\omega_n(t)$  及  $\xi_n(t)$  分別定義為瞬時自然振動頻率及阻尼比 (instantaneous natural frequency and damping ratio)。令  $\omega_n(t)$  及  $\xi_n(t)$  隨時間之變化如圖 3.1 所示兩種情況。本文所用的頻率為  $f_n$ ，其換算方式為  $f_n = \frac{\omega_n}{2\pi}$ 。圖 3.1a 代表為一緩變係數系統，而圖 3.1b 則為一週期變化系統。

數值模擬中使用之輸入地震歷時與其頻譜如圖 3.2 所示，為台灣地震實際量測數據，取樣頻率為 250 Hz。利用求解常微分方程之數值技巧 Runge-Kutta 法求解式 (3.1)。所得位移反應歷時和其頻譜分別示於圖 3.3 與圖 3.4。圖 3.3 為緩變系統之輸出位移反應和頻譜圖，頻譜圖在 1 Hz 附近有明顯之峰值。圖 3.4 為週期變化系統之輸出位移反應和頻譜圖，頻譜圖則無明顯的峰值，但在 1.5 Hz 以下有較高之能量。

首先取輸入與輸出反應之最大值，正規化於 -1 與 1 之間，使得類神經網路有較充分的學習範圍。利用輸入的地震歷時和位移反應建構時變類神經網路，其中神經網路的轉換函數取對稱飽和線性函數 (Symmetrical saturating linear transfer function)，如圖 3.5 所示，定義為

$$f(n) = \begin{cases} -1 & \text{if } n < -1 \\ n & \text{if } -1 \leq n \leq 1 \\ 1 & \text{if } n > 1 \end{cases} \dots\dots\dots (3.2)$$

依前章所述，吾人可進一步估算式 (3.1) 之瞬時模態參數。

依 TVARX 與式 (3.1) 之對等關係，可知在時變類神經網路模型中之輸入層須至少輸入  $y(t-1)$ 、 $y(t-2)$  和  $f(t-1)$ 。故本章在不考慮雜訊情況下，輸入層之節點輸入取  $y(t-1)$ 、 $y(t-2)$ 、 $f(t)$  和  $f(t-1)$ ；由於本文所模擬的系統為單自由度系統，所以輸出層僅有  $y(t)$  一項。

類神經網路的初始值則取輸入值和輸出值最小二乘方之解，演算的方法是利用共軛梯度法求取各個對應的基底函數之係數解。

本文的數值模擬結果，當識別之瞬時自然振動頻率和阻尼比的相對誤差之平均值小於 2% 和 20%，則認定此識別結果為 "準確"。相對誤差的計算方式如下所示：

$$E_f(t) = \left| \frac{f_{n,id}(t) - f_{n,e}(t)}{f_{n,e}(t)} \right| \times 100 \% , \quad E_\xi(t) = \left| \frac{\xi_{n,id}(t) - \xi_{n,e}(t)}{\xi_{n,e}(t)} \right| \times 100 \% \dots\dots\dots (3.3)$$

其中  $E_f(t)$  和  $E_\xi(t)$  分別表示瞬時自然振動頻率和阻尼比的相對誤差，

$f_{n,id}(t)$  和  $\xi_{n,id}(t)$  分別表示識別的瞬時自然振動頻率及阻尼比； $f_{n,e}(t)$  和  $\xi_{n,e}(t)$  分別表示瞬時自然振動頻率及阻尼比的真值。

### 3.1.1 緩變係數系統

表 3.1 所示為識別瞬時模態參數之相對誤差值；表中之  $L$  為加權函數參數 (式 (2.17))， $n$  為多項式階數。我們也可以發現在多項式階數為 2 時，隨著  $L$  的增加，瞬時自然振動頻率和阻尼比的識別誤差平均值也隨之遞減，顯示  $L$  對於識別結果有其影響性；相同地，在  $L=5$  時，隨著多項式階數的增加，瞬時自然振動頻率和阻尼比的識別誤差平均值也隨之遞減，也顯示多項式階數對於識別結果有其影響性。但在其餘情況下並無明顯規律；另外，在同一個多項式階數時，識別之瞬時自然振動頻率和阻尼比的最佳值並不一定是同樣的  $L$ 。以此推測可能跟結構系統的特性有關，也可能是在該參數設定下，會讓另一個識別的結果僅得到次佳解，並不是整體的最佳解。

圖 3.6 ~ 圖 3.8 所示者為取  $n=0$ ,  $L=1, 2$  或  $5$  時，所得各時刻之瞬時模態參數。對於此階數識別出來的瞬時自然振動頻率之識別最大誤差約為 3.29%，發生在  $L=5$  的情況下，其餘的兩種  $L$  設定下的識別結果最大誤差皆在 2% 內；瞬時阻尼比誤差皆在 20% 以下，最大誤差僅 10% 左右。

圖 3.9 ~ 圖 3.11 所示者為取  $n=1$ ,  $L=1, 2$  或  $5$  時，所得各時刻之瞬時模態參數。對於此階數所識別出來的瞬時自然振動頻率與阻尼比，都比圖 3.6 ~ 圖 3.8 結果好很多。瞬時自然振動頻率之識別最大誤差約為

0.58%，發生在  $L=5$  的情況下；瞬時阻尼比識別最大誤差約為 3.24%，發生在  $L=1$  時。

最後圖 3.12 ~ 圖 3.14 所示者為取  $n=2$ ,  $L=1, 2$  或  $5$  時，所得各時刻之瞬時模態參數。對此階數所識別出來的瞬時自然振動頻率與阻尼比，綜合來說是有最佳的結果；在此情況下的瞬時自然振動頻率之識別最大誤差約為 0.37%，發生在  $L=1$  的情況下；瞬時阻尼比識別最大誤差約為 4.02%，同樣發生在  $L=1$  時。

### 3.1.2 週期變化系統

表 3.2 所示為識別瞬時模態參數之相對誤差值。從表中可以看出在多項式階數為 0 的情況下，識別結果並不好，但是在提高階數後即可獲得改善。我們也可以發現在相同的  $L$  下，多項式階數越高，其識別結果相對越好，其中又以  $L=2$  時，瞬時自然振動頻率和阻尼比皆有不錯的識別結果。顯示此案例在選定識別結果不錯的  $L$  後，隨著多項式階數的提高，能得到更準確的結果。跟緩變係數系統相比較下，週期變化系統在多項式基底階數為 0 時，其識別結果並不好，但是提高階數後即可看出顯著的改善；而緩變係數系統多項式基底階數在 1 跟 2 時，識別結果的差異並不明顯。

圖 3.15 ~ 圖 3.17 所示者為取  $n=0$ ,  $L=1, 2$  或  $5$  時，所得各時刻之瞬時模態參數。對於此階數識別出來的瞬時自然振動頻率之識別最大誤差約為 31.6%，發生在  $L=5$  的情況下，其中識別誤差之平均值僅在  $L=1$  時，約為 1.98%。此情況下的瞬時阻尼比識別結果也不理想，從圖形中我們可以觀察到數值跳動非常劇烈。

圖 3.18 ~圖 3.20 所示者為取  $n=1$ ,  $L=1, 2$  或  $5$  時，所得各時刻之瞬時模態參數。對於此階數所識別出來的瞬時自然振動頻率與阻尼比，都比之前的結果好很多；依圖形來看，瞬時自然振動頻率在  $L=1$  時，其識別誤差之平均值約為  $0.75\%$ ；此情況下識別的瞬時阻尼比，結果比圖 3.15 ~圖 3.17 良好，大致上可以知道其時變特性，較好的情況為  $L=1$  和  $L=2$ ，其識別誤差之平均值分別約為  $5.11\%$  和  $5.86\%$ ，但是相同地在波峰均有局部不穩定的數值變化。

最後圖 3.21 ~圖 3.23 所示者為取  $n=2$ ,  $L=1, 2$  或  $5$  時，所得各時刻之瞬時模態參數。對於此階數所識別出來的瞬時自然振動頻率與阻尼比，綜合來說是有最佳的結果。此情況下的瞬時自然振動頻率在  $L=2$  的識別結果較好，識別誤差之最大值为  $0.56\%$ ，而識別誤差之平均值約為  $0.20\%$ 。但是從圖形來看  $L=2$  和  $L=1$  的結果差異並不大；瞬時阻尼比在  $L=2$  時有較好的結果，識別誤差之最大值約為  $3.57\%$ ，跟其他參數設定比較有顯著的良好識別結果，而其識別誤差之平均值約為  $1.09\%$ 。

### 3.1.3 雜訊之影響

綜合上面兩種情況，針對含有雜訊的資料可以選定較好的參數設定，分析數值模擬數據。本文所製造的雜訊首先取和時變線性系統相同取樣頻率之白噪，接著將所得白噪除以白噪之標準差，使白噪訊號之標準差為  $1$ ，最後取輸入或輸出資料之標準差乘以  $0.05$ ，再乘上之前之白噪，線性疊加至輸入或輸出資料。所得為噪訊比  $5\%$  之反應資料，表示式如下：

$$f_e = f_i + e \dots\dots\dots (3.4)$$

$f_e$ ：表示含有雜訊資料

$f_t$ ：表示原訊號資料

$e$ ：表示加入之白噪

根據前人的經驗 [15]、[16]，在含有雜訊的資料做系統識別時，若輸入資料太少，識別結果並不理想，在此參考前人作法，先濾波後再來做系統識別。本文所用的濾波方式先利用快速傅立葉將原訊號資料轉換轉至頻率域，取有效頻率範圍為 125 Hz，將 100 Hz 以上之分量設為 0，接著利用逆轉換轉換至時間域，所得即為濾波後資料。

根據以往經驗 [15]、[16]，要增加類神經網路模型的位移反應及輸入外力之時間延遲來作識別，才能得到較好之識別結果。從緩變係數系統的識別結果，我們選取較好的參數設定，取多項式階數為 2 和加權函數參數為 5，來識別含有雜訊的資料。圖 3.24 所示為含有雜訊之緩變係數系統，其位移反應之時間延遲對於瞬時模態參數的相對誤差平均值之關係圖。表 3.3 所示為識別瞬時模態參數之相對誤差值，圖與表中選用位移反應及輸入外力之時間延遲分別為  $(y_d, f_d) = (10, 11)$ 、 $(y_d, f_d) = (15, 16)$ 、 $(y_d, f_d) = (20, 21)$ 、 $(y_d, f_d) = (25, 26)$ 、 $(y_d, f_d) = (30, 31)$ 、 $(y_d, f_d) = (35, 36)$  及  $(y_d, f_d) = (40, 41)$  來識別含有雜訊資料。在此定義  $\mu_f$  和  $\mu_\xi$  為瞬時自然振動頻率和阻尼比識別結果之相對誤差平均值。

$$\mu_f = \frac{\sum_{n=1}^N E_f(t_n)}{N}, \quad \mu_\xi = \frac{\sum_{n=1}^N E_\xi(t_n)}{N} \dots\dots\dots (3.5)$$

其中， $N$  為分析之時間長度。從表 3.3 可以得知選用位移反應及輸入外力之時間延遲低於  $(y_d, f_d) = (15, 16)$  之識別結果並不好，有許多資料發生無法識別的情況。從圖 3.24 我們可以得知在含有雜訊的緩變係數系統中，從  $(y_d, f_d) = (15, 16)$  到  $(y_d, f_d) = (40, 41)$  其識別結果的瞬時模態參數皆符合之前所定義的誤差範圍內。

瞬時自然振動頻率最好的識別結果是在  $(y_d, f_d) = (35, 36)$  時，識別之誤差平均值為 0.13%；瞬時阻尼比最好的識別結果是在  $(y_d, f_d) = (30, 31)$  時，識別之誤差平均值為 0.95%。圖 3.25 ~ 圖 3.30 所示為含有雜訊之緩變係數系統從  $(y_d, f_d) = (15, 16)$  到  $(y_d, f_d) = (40, 41)$  的識別結果。

在週期變化系統選定多項式階數為 2 和加權函數參數為 2，來識別含有雜訊的資料，同樣濾波後來做識別。表 3.4 所示為識別瞬時模態參數之相對誤差值；圖 3.31 所示為含有雜訊之週期變化系統，其位移反應之時間延遲對於瞬時模態參數的相對誤差平均值之關係圖。同樣選用跟緩變係數系統一樣的參數設定來識別含有雜訊之週期變化系統。從圖 3.31 可以看出含有雜訊之週期變化系統中，瞬時自然振動頻率從  $(y_d, f_d) = (15, 16)$  到  $(y_d, f_d) = (40, 41)$  其識別結果的皆符合之前所定義識別誤差之平均值範圍內，瞬時阻尼比則在  $(y_d, f_d) = (20, 21)$  到  $(y_d, f_d) = (40, 41)$  之識別結果的皆符合之前所定義識別誤差之平均值範圍內。瞬時自然振動頻率最好的識別結果是在  $(y_d, f_d) = (15, 16)$  時，識別之誤差平均值為 1.19%；瞬時阻尼比最好的識別結果是在  $(y_d, f_d) = (30, 31)$  時，識別之誤差平均值為 8.28%。圖 3.32 ~ 圖 3.37 所示為含有雜訊之週期變化系統  $(y_d, f_d) = (15, 16)$  到

$(y_d, f_d) = (40, 41)$  的識別結果。從圖 3.32 ~ 圖 3.37 可以發現瞬時自然振動頻率跟真值比較符合，就圖形來看是有抓到時變的特性。

根據本研究所發展的時變類神經網路模型，對於所識別的時變線性系統均有不錯的效果，既使在含有雜訊下，我們也可以很快地選定良好的模型參數設定來進行識別，不過識別的位移反應及輸入外力之時間延遲要提高很多，才會得到我們想要的“準確”之識別結果。因此對於含有雜訊的資料，處理方式除了參考前人的濾波及增加位移反應及輸入外力之時間延遲外，在本文的程序中還可以加入容忍誤差的調整，但相對的運算時間就會更久，因此在參數設定的調整上，需要配合得宜才會準確又省時。

## 3.2 非線性系統數值模擬

為了更進一步驗證本文發展的類神經網路，利用非線性系統做數值模擬。首先利用線性轉換函數架構時變類神經網路，再識別非線性運動方程之瞬時模態特性；接著利用線性及非線性轉換函數，估算其輸出預測值後與實際輸出值做比較，最後討論轉換函數對此非線性系統的影響。

### 3.2.1 非線性系統

本文數值模擬的非線性運動方程為：

$$m\ddot{y}(t) + c\dot{y}(t) + k(y(t)) \cdot y(t) = f(t) \dots\dots\dots (3.6)$$

令  $m = 1 \text{ ton}$ ， $c = 2\xi\sqrt{k(y(t)) \cdot m}$ ， $k(y(t)) = (1 + \frac{y(t)^2}{3}) \times 4\pi^2 \text{ kN/m}$ ， $\xi = 0.05$ ， $f(t)$

為外力輸入，取樣頻率為  $250 \text{ Hz}$ ，使用之輸入歷時與其頻譜如圖 3.38 所

示。利用求解常微分方程之數值技巧 Runge-Kutta 法求解式 (3.6)，所得輸出位移反應歷時和其頻譜如圖 3.39。根據結構勁度和質量，利用下列關係式即可算出結構系統的瞬時自然振動頻率。

$$\omega_n(t) = \sqrt{\frac{k(y(t))}{m}}, \quad f_n(t) = \frac{\omega_n(t)}{2\pi} \dots\dots\dots (3.7)$$

圖中我們可以看出輸出位移反應頻譜圖在 1 Hz 時有明顯的峰值，本文所設定的結構勁度是隨位移反應改變，即所識別的頻率也是隨時間改變；但從圖 3.39 並無法看出隨位移反應變化的情形。

本文所模擬的非線性系統之類神經網路輸入層節點輸入取  $y(t-1)$ 、 $y(t-2)$ 、 $f(t)$  和  $f(t-1)$ ；由於本文所模擬的系統為單自由度系統，所以輸出層僅有  $y(t)$  一項。其餘設定皆如時變線性系統一樣。表 3.4 所示為識別瞬時模態參數之相對誤差值；表中之  $L$  為加權函數參數， $n$  為多項式階數，識別結果如圖 3.40 ~ 圖 3.48 所示。

從表 3.4 的識別誤差之平均值比較下，可得知除了在  $n=0, L=5$  所識別的瞬時自然振動頻率之相對誤差平均值未達 2% 要求下，其餘識別之瞬時自然振動頻率和阻尼比的相對誤差之平均值小於 2% 和 20%。從表 3.4 可以看出多項式階數提高，識別誤差也隨之降低，但卻不如時變線性系統來的明顯；此非線性系統之輸入層節點數跟時變線性系統設定相同。

為了探討不同位移反應及輸入外力之時間延遲對於識別結果的影響，在此增加時間延遲，比較不同位移反應及輸入外力之時間延遲，是否對於識別結果有較好的準確度，識別結果如圖 3.49 所示。圖 3.49a 表示在

$(y_d, f_d) = (4,5)$  時的識別結果，圖 3.49b 表示在  $(y_d, f_d) = (6,7)$  時的識別結果，圖 3.49c 表示在  $(y_d, f_d) = (8,9)$  時的識別結果，圖 3.49d 表示在  $(y_d, f_d) = (10,11)$  時的識別結果。表 3.5 所示為識別瞬時模態參數之相對誤差值。從表 3.5 我們可以看出位移反應及輸入外力之時間延遲，並不能夠得到明顯較好的結果。因此我們選用跟時變線性系統相同的位移反應及輸入外力之時間延遲來作識別即可，不僅可得到準確的結果，亦可節省運算的時間。

### 3.2.2 轉換函數

要估算本文所模擬非線性系統的實際量測值  $y_m$  與預測輸出值  $y_p$  之誤差時，首先在神經網路中的轉換函數加入非線性轉換，在此採用雙曲正切函數 (Hyperbolic tangent transfer function)，其函數形式為  $f(n) = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$ ，亦可簡化成  $f(n) = \frac{2}{1 + e^{-2n}} - 1$ 。為了觀察不同情況的數值模擬結果，在轉換函數輸入項  $n$  加入一係數項  $z$ ，即  $f(n) = \frac{2}{1 + e^{-2z \cdot n}} - 1$ 。本文選用  $z = 1, 2, 3$ ，藉此改變轉換函數的斜率變化，比較其影響性。雙曲正切轉換函數如圖 3.50 所示。

在輸入轉換函數前，先將輸入資料正規化  $-1$  與  $1$  之間，使得類神經網路訓練時能有較大的範圍，運算的結果也相對提高其準確性。除了非線性轉換函數外，本文也比較和線性轉換函數之結果誤差，觀察轉換函數的選擇對於非線性系統的影響。

### 3.2.3 非線性系統預測結果之誤差

以下將利用時變類神經網路來預測輸出的結果，分別針對位移、速度和加速度來做預測，配合線性轉換和非線性轉換函數，比較三者預測的輸出結果。首先利用線性轉換函數預測非線性系統之位移輸出，其轉換函數選用對稱飽和線性函數，轉換函數形式如式 (3.2)。

預測輸出位移結果如圖 3.51 所示，將預測誤差整理成表 3.6。非線性轉換函數預測輸出位移結果如圖 3.52 所示；圖 3.52a,b,c 分別為非線性轉換函數係數  $z=1, 2$  和  $3$  配合不同  $n$  與  $L$  之預測輸出位移結果，預測誤差整理成表 3.7。

從表 3.6 可以得知用線性轉換函數的預測結果誤差非常小，而非線性轉換函數要提高多項式階數後，才能達到線性轉換函數的良好預測結果；顯示此非線性運動方程使用線性轉換即可得到不錯的結果，在表 3.7a 可以發現在  $n=2, L=1$  時，預測的結果是比較良好的，因此選定轉換函數的形式，對於預測結果的影響扮演著重要的因素。

從表 3.6 和 3.7 可以觀察到預測誤差的規律變化，兩者的誤差值均是隨著多項式階數提高而遞減；亦隨著加權函數參數的降低有較好的預測結果。在線性轉換的預測誤差中，預測值和量測值幾乎是完全重疊的，而使用非線性轉換時，當多項式階數提高後，預測的結果有明顯改善。對於此非線性系統，採用線性轉換預測的結果比非線性轉換來得好很多，因此直接利用線性轉換來預測，既可得到良好的準確度，亦可節省運算時間。

預測輸出速度結果如圖 3.53 所示，將預測誤差整理成表 3.8。雙曲正切轉換函數預測輸出速度結果如圖 3.54 所示；圖 3.54a,b,c 分別為非線性轉換函數係數  $z=1, 2$  和  $3$  配合不同  $n$  與  $L$  之預測輸出速度結果，預測誤差整理成表 3.9。

預測輸出加速度結果如圖 3.55 所示，將預測誤差整理成表 3.10。非線性轉換函數預測輸出加速度結果如圖 3.56 所示；圖 3.56a,b,c 分別為非線性轉換函數係數  $z=1, 2$  和  $3$  配合不同  $n$  與  $L$  之預測輸出加速度結果，預測誤差整理成表 3.11。

預測輸出的速度和加速度結果，均在線性轉換時得到較好的預測輸出值，顯示即使在此非線性系統，吾人可以選用線性轉換函數來做預測輸出，所得之結果比非線性轉換來的好，而且運算時間也不需要花費太多。從表 3.6 ~ 表 3.11 比較不同的預測輸出結果，位移、速度和加速度的最佳預測結果皆在線性轉換函數時，而非線性轉換中，都是在  $z=1$  時， $n=2, L=1$  的設定下有最好的預測輸出值；整體來看，預測輸出位移的結果最優，預測輸出速度結果其次，預測輸出加速度的結果相較之下略遜於預測輸出位移和速度結果。

## 第四章 實測資料之識別結果

本節將以本研究所發展之時變類神經網路程序，應用於分析於國家地震工程研究中心所執行的鋼筋混凝土結構振動台試驗，針對其量測的動態反應做分析。以下將利用此識別程序描述待測系統之時變特性。

### 4.1 待測結構物介紹

振動台試驗是了解結構系統在動態反應下的行為，非常重要且有用的試驗，尤其是針對非線性的地震反應。國家地震工程研究中心進行了一系列以門型鋼筋混凝土結構之動態試驗，並且研究低延展性鋼筋混凝土柱的動態行為，以了解他們的損壞機制。由圖 4.1 可以看出待測結構物之質塊分佈情形，為了簡化此結構系統，視為單自由度系統來估算理論的模態；待測結構物之等效質量為 21 噸，用以模擬在台灣典型的四層樓鋼筋混凝土建築，第一層柱受到軸向外力的情況。加速度計和位移計安裝在適當的位置來量測待測結構物的加速度和位移反應，而載重元件裝在待測結構物和振動台之間來測量基底剪力。

在此考慮待測結構物受到了一連續輸入的基底振動。首先利用微小振幅的白噪輸入來估算其模態參數。因為是在待測結構物沒有遭受損害前的情況，此試驗定義為“損害之前”(before damage)。接著待測結構物受到地震的輸入，此地震係 1999 年 9 月 21 日在台灣所發生的集集大地震。在試驗中我們發現了強烈的非線性行為，並且在接近連結橫樑的柱發現到損壞的情況，此試驗定義為“地震作用期間”(during earthquake)。最後，待測結構物受到一較少雜訊的白噪輸入試驗，並定義為“損害之後”(after

damage)。加速度和位移計資料的取樣頻率皆為 200 Hz。

## 4.2 等效勁度與阻尼之迴歸

假設基底剪力與阻尼力及彈性回復力之關係為

$$F_B = kx + c\dot{x} \dots\dots\dots (4.1)$$

其中位移資料是由位移計量測得知，其架設位置如圖 4.2。速度資料是由加速度計量測後，一次積分後得知，加速度計架設位置如圖 4.3 所示。

式 (4.1) 之  $x$  要選取相對位移資料，因此選取圖 4.2 中位移計編號 *LEBW* 減去編號 *LFC2* 之值。加速度資料選取圖 4.3 中加速度計編號 *LCGC1* 和 *LCGC2* 兩者平均值減去編號 *LBC1* 和 *LBC2* 兩者平均值，再一次積分即得式 (4.1) 之速度輸入項。

基底剪力之載重元件 (Load cells) 如圖 4.4 所示。將所量測到的資料，結合之前位移和速度資料，取 10 點迴歸後即可算出結構勁度和阻尼力。其推導過程如下：

$$E = \frac{1}{T} \sum_{n=1}^N (F_n - F_{B,n})^2 = \frac{1}{T} \sum_{n=1}^N [F_n - (kx + c\dot{x})]^2 \dots\dots\dots (4.2)$$

其中  $E$  為外力與基底剪力誤差， $F$  為外力。

$$\text{從式 (4.2) 我們可得知 } \frac{\partial E}{\partial k} = \frac{\partial E}{\partial c} = 0 \dots\dots\dots (4.3)$$

$$\text{因此 } \frac{\partial E}{\partial k} = -\frac{2}{T} \sum_{n=1}^N x[F - (kx + c\dot{x})] = 0$$

$$\frac{\partial E}{\partial c} = -\frac{2}{T} \sum_{n=1}^N \dot{x}[F - (kx + c\dot{x})] = 0$$

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial E}{\partial k} \\ \frac{\partial E}{\partial c} \end{bmatrix} = -\frac{2}{T} \begin{bmatrix} \sum_{n=1}^N x[F - (kx + c\dot{x})] \\ \sum_{n=1}^N \dot{x}[F - (kx + c\dot{x})] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (4.4)$$

將式 (4.4)整理後可得

$$\begin{bmatrix} \sum_{n=1}^N xF \\ \sum_{n=1}^N \dot{x}F \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{n=1}^N kx^2 + \sum_{n=1}^N cx\dot{x} \\ \sum_{n=1}^N kx\dot{x} + \sum_{n=1}^N c\dot{x}^2 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (4.5)$$

接著將式 (4.5)做一整理，迴歸後即可算出彈性回復力及阻尼力。

$$\begin{bmatrix} \sum_{n=1}^N xF \\ \sum_{n=1}^N \dot{x}F \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{n=1}^N x^2 & \sum_{n=1}^N x\dot{x} \\ \sum_{n=1}^N x\dot{x} & \sum_{n=1}^N \dot{x}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k \\ c \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} k \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{n=1}^N x^2 & \sum_{n=1}^N x\dot{x} \\ \sum_{n=1}^N x\dot{x} & \sum_{n=1}^N \dot{x}^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{n=1}^N xF \\ \sum_{n=1}^N \dot{x}F \end{bmatrix} \dots\dots\dots (4.6)$$

最後根據下列關係式，即可算出結構系統的瞬時自然振動頻率及阻尼比。

$$\omega_n = \sqrt{\frac{k}{M_e}}, \quad f_n = \frac{\omega_n}{2\pi} \dots\dots\dots (4.7)$$

$$c = 2\xi_n \omega_n \cdot M_e, \quad \xi_n = \frac{c}{2\omega_n \cdot M_e} \dots\dots\dots (4.8)$$

基底剪力歷時如圖 4.5 所示，位移和速度反應歷時如圖 4.6 和圖 4.7 所示，瞬時自然振動頻率及阻尼比歷時如圖 4.8 和圖 4.9 所示。

### 4.3 動態反應初判

振動台試驗為檢驗結構系統於地震中動態行為之重要實驗。文獻 [17] 利用集集地震資料當作輸入，分析振動台之破壞模式。在 [17] 中做了三次試驗分析，本章所用的實際量測輸入為第三次試驗；除了分析損壞過程的結構特性，也比較輸入前後的結構系統動態特性之差異。

實際量測之輸入地震歷時與其頻譜如圖 4.10，時間歷時最大值約 0.7 g。輸出位移反應歷時與其頻譜如圖 4.11，時間歷時最大值約 7.5 cm，頻譜圖在 1.5 Hz 以下有較大能量。損壞前之待測結構物輸入歷時與其頻譜如圖 4.12，時間歷時最大值約 0.025 g；輸出歷時與其頻譜如圖 4.13，時間歷時最大值約 0.12 cm，頻譜圖在 3 Hz 附近有較大能量；損壞後之待測結構物輸入歷時與其頻譜如圖 4.14，時間歷時最大值約 0.03 g，輸出地震歷時與其頻譜如圖 4.15，時間歷時最大值約 0.15 cm，頻譜圖在 2 Hz 附近有較大能量。

#### 4.4 實測資料之識別結果

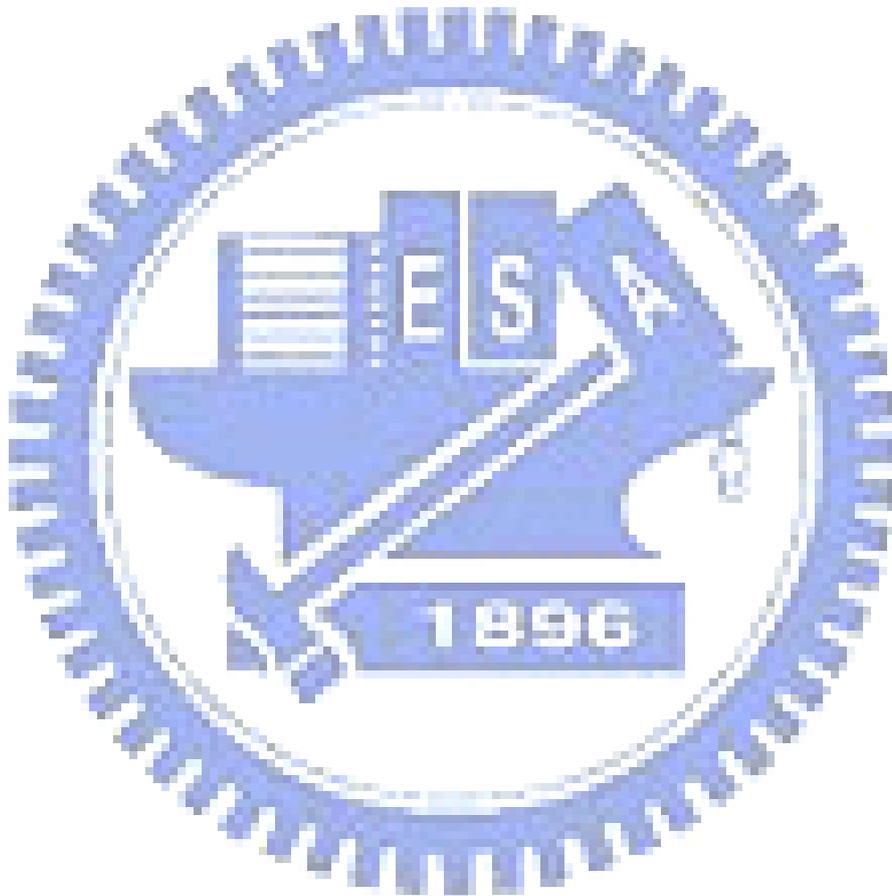
若輸入層節點數取跟之前時變線性一樣時，識別結果並不好，因此增加位移反應及輸入外力之時間延遲後來作識別，以下將討論兩種不同位移反應及輸入外力之時間延遲的影響。首先實測資料的類神經網路架構，輸入層的節點取  $(y_d, f_d) = (10, 11)$ ，即  $y(t-1)$ 、 $y(t-2)$ 、 $\dots$ 、 $y(t-10)$  共 10 組為輸入的位移項； $f(t)$ 、 $f(t-1)$ 、 $f(t-2)$ 、 $\dots$ 、 $f(t-10)$  共 11 組為輸入的外力項，多項式階數取 2，加權函數參數取 5，初始值則取輸入值和輸出值最小二乘方之解。識別的模態參數歷時圖如圖 4.16 所示，包含損壞前及損換後的情形，還有地震時的結構系統變化情形；另一個輸入層的節點取

$(y_d, f_d) = (20, 21)$ ，即  $y(t-1)$ 、 $y(t-2)$ 、 $\dots$ 、 $y(t-20)$  共 20 組為輸入的位移項； $f(t)$ 、 $f(t-1)$ 、 $f(t-2)$ 、 $\dots$ 、 $f(t-20)$  共 21 組為輸入的外力項，多項式階數取 2，加權函數參數取 5，初始值則取輸入值和輸出值最小二乘方之解。識別的瞬時模態參數歷時圖如圖 4.17 所示，包含損壞前及損壞後的情形，還有地震時的結構系統變化情形。

我們可以從圖 4.16 和圖 4.17 中清楚觀察到瞬時自然振動頻率和阻尼比時變的特性；瞬時自然振動頻率在地震輸入前後有明顯的改變，地震中的頻率隨著時間遞減，並趨於平緩，地震前後頻率相差近 1 Hz，而瞬時阻尼比在地震輸入前後也是可以看出明顯改變，輸入前的瞬時阻尼比大約是在 5% 附近，在輸入地震後，瞬時阻尼比明顯地提升，結構系統的物理特性也因為地震而改變。對於本研究所發展出來的時變類神經網路，應用於實測結構物也能夠得到不錯的識別結果，但是位移反應及輸入外力之時間延遲要增加很多，多項式階數亦是如此。

由圖 4.8 和圖 4.9 比較圖 4.16 識別之結果，兩者的差異並不大，瞬時自然振動頻率起始值約 2.3 Hz，跟識別的結果相近，而最小值在 18 秒左右，識別結果約在 19 秒才有最小值，可能是因為本網路程序當中取窗的函數較大會被平均，造成時間延後的影響。瞬時阻尼比的值相對於迴歸估算的值大一些，在此推算取窗函數平均化權重矩陣後，會造成瞬時阻尼比估算值變大的原因，不過從圖中可以清楚看出時變的特性，也有抓到結構系統變化趨勢；另外由圖 4.8 和圖 4.9 比較圖 4.17 識別之結果，瞬時自然振動頻率的差異性和前一個識別的結果並不大，明顯的不同點在於瞬時阻尼比歷時圖上。吾人可以發現選用較多位移反應及輸入外力之時間延遲所

識別的瞬時阻尼比，到最後降至約 15% 附近，選用較少的位移反應及輸入外力時間延遲之識別結果，明顯地跟迴歸所得結果差異甚遠；而結構物損壞前的阻尼比識別結果，選用較多位移反應及輸入外力之時間延遲之識別結果有顯著跳動。



## 第五章 結論與建議

本文建立了一套利用時變類神經網路對時變線性系統之識別方法，以估算時變線性系統之瞬時模態參數。研究中採用的是倒傳遞神經網路，其演算法是利用是最陡梯度法原理經由多次訓練以獲得網路中各項權重係數。研究中先推導時變類神經網路與 TVARX 之對等關係式；接著將以單自由度時變線性系統之數值模擬驗證此識別流程之可行性，並從中進行各項參數探討，以確實掌握此識別方法之特性。而非線性系統於反應過程中其勁度與阻尼等各項參數亦隨時間改變，此過程亦可視為一時變系統。研究中特別將此模型套用於非線性系統之數值模擬上，以確認此模型之適用範圍。最後將此識別流程應用於國家地震工程研究中心所進行的鋼筋混凝土門型架構之振動台試驗，驗證此識別方法能應用於實測資料上。

### 5.1 結論

研究中所探討之單自由度系統數值模擬中包含了兩種時變系統：(1) 緩變係數系統；(2) 週期變化系統。在沒有雜訊的資料中，對於這兩種系統均能準確描述其頻率變化與阻尼改變等情形。特別是緩變係數系統，在相同之參數設定下，其識別所得之瞬時自然振動頻率與阻尼比較為準確。在各項參數探討中，多項式基底函數之階數設定為 0 時，其基底函數為一常數，而識別結果之誤差值明顯偏高。但當多項式基底函數之階數調整至 1 以上，其識別結果即能獲得明顯改善。

在數值模擬之輸入與輸出資料中考慮 5% 噪訊比，並對此反應進行識別。在參數之調整中，以時間延遲參數之調整（增加輸入層節點數）最能

降低雜訊之影響。

將此識別流程應用於非線性系統之數值模擬反應。雖然其瞬時模態參數識別結果較時變線性系統略遜，但其整體相對誤差之平均值大多能控制在準確之標準內，且非線性行為造成頻率變化最明顯之時間點亦能準確識別。

藉由非線性系統數值模擬之輸入與輸出資料架構時變類神經網路對系統之輸出反應進行預測。探討不同型態之轉換函數，而以對稱飽和線性函數之預測結果較佳。

當應用於實測資料的識別中，用實驗過程量得之基底剪力、加速度與位移反應迴歸出此實驗模型之參數變化情形，以此為參考資料。相較於研究中所提方法之識別結果，亦可看出相似之變化情形，顯示在實測應用上之可行性。

## 5.2 建議

雖然研究中所提之架構時變神經網路之方法是以多自由度系統為基礎，但是應用於數值模擬之驗證卻是以單自由度系統反應進行探討。因此可考慮將此部份參數探討推廣至多自由度系統，可對此識別方法之應用層面有更全面之瞭解。對於實測資料使用之反應為實驗室資料，為來亦可嘗試將此方法應用於現地量測資料，以拓展此識別流程之應用範圍。

在參數探討中，所討論之多項式基底函數項次僅到 2 次多項式。可進一步探討更高項次與僅考慮特定項次基底函數之影響；而在估算最小誤差

函數時所使用之加權函數僅考慮指數型加權函數，往後之研究可考慮不同型態之加權函數之影響（如多項式型加權函數）。另外，所探討的案例都是以平滑變化之系統為主，並未考慮到急遽變化之系統，由於所使用之基底函數亦為平滑函數，故預期難以獲得良好之結果。在未來的研究中，可考慮急遽變化系統之識別中，引入急遽變化之基底函數（如 HARR 小波函數），以拓展此識別方法之適用範圍。

瞬時自然振動頻率及阻尼比的改變，應可進一步建立結構系統損害評估的架構，如何從瞬時模態參數的變化，得知結構系統的健康狀況，以便補強或修復結構物，將會是一重要課題；期望在本文的延伸下，可以架構一完整的結構損害評估的系統。



## 參 考 文 獻

1. McCulloch, W. S. and Pitts, W. H.,“Logical calculus of the ideas immanent in nervous activity“, Bulletin of Mathematical Biophysics ,5,pp.115,1943.
2. 蔡中輝、徐德修,“以類神經網路評估鋼筋混凝土結構之損壞”, 中國土木工程學刊,第 10 卷,第 1 期, pp.31~38,1998.
3. Karunanithi, N., Grenney, W. J., Whitley, D. and Bovee, K.,“Neural networks for river flow prediction”, Journal of Computing in Civil Engineering ,8(2),pp.201~220,1994.
4. Sofge, D. A.,“Structural health monitoring using neural network based vibrational system identification”, Intelligent Information Systems ,pp.91~94,1994.
5. Levin, E.,“Hidden control neural architecture modeling of nonlinear time varying systems and its applications”, IEEE Transactions on Neural Networks ,Vol. 4,pp.109~116,1993.
6. Takahashi, Y.,“Adaptive predictive control of nonlinear time-varying systems using neural network”, IEEE International Conference on Neural Networks ,Vol. 3,pp.1464~1468,1993.
7. Gu, C. K., Wang, Z. G. and Sun, Y. M.,”Nonlinear time-variant systems identification based on neural networks combined with basis sequence approximation”, Proceedings of the Second International Conference on Machine Learning and Cybernetics , Xi'an ,2-5,November 2003.
8. Zoubir, A. M.,”Identification of quadratic Volterra system driven by non-Gaussian processes“, IEEE Transactions on Signal Processing ,Vol. 43,

- pp.1302~1306,1995.
9. Wang, Z. O. and Zhao, C. H., "Identification of nonlinear time variant using feedforward neural networks", Transactions of Tianjin University , 6 (1) , pp.8~13,2000.
  10. Lim, T. W., Cabell, R. H. and Silcox, R. J., "On-line identification of modal parameters using artificial neural networks", Journal of Vibration and Acoustics ,Vol. 118,pp.649~656,1996.
  11. 黃致傑, "應用類神經網路於含消能結構之系統識別", 國立台灣大學 , 碩士論文, 2000.
  12. 涂宗廷, "類神經網路於房屋結構系統識別之應用", 國立交通大學 , 碩士論文, 2001.
  13. Villiers, J. de and Barnard, E., "Backpropagation neural nets with one and two hidden layers", IEEE Transactions on Neural Networks , Vol. 4 , No. 1 , 1992.
  14. 黃炯憲, 蘇威智, "發展基於小波轉換之系統識別方法-線性時變系統", 行政院國家科學委員會 , 成果報告, 2006.
  15. 黃炯憲, "微動量測分析工具探討 (二)-時間序列法", 國家地震工程研究中心報告 , NCREE - 99 - 018, 1999.
  16. 黃炯憲, 蘇威智, "發展基於小波轉換之系統識別方法-線性系統", 行政院國家科學委員會 , 成果報告, 2005.
  17. Wu, C. L., Loh, C. H. and Yang, Y. S., "Shake table tests on gravity load collapse of low-ductility RC frames under near-fault earthquake excitation", Advances in Experimental Structural Engineering , pp. 725~732, 2005.

表 3.1 緩變係數系統之識別結果誤差

		相對誤差之最大值 (%)		相對誤差之平均值 (%)	
		頻率	阻尼比	頻率	阻尼比
0	1	1.06	9.71	0.22	1.90
	2	1.46	6.13	0.46	1.57
	5	3.29	10.0	1.24	2.82
1	1	0.28	3.24	0.06	0.59
	2	0.16	1.81	0.05	0.40
	5	0.58	1.35	0.21	0.36
2	1	0.37	4.02	0.08	0.81
	2	0.18	2.33	0.05	0.47
	5	0.06	1.23	0.03	0.32

表 3.2 週期變化系統之識別結果誤差

		相對誤差之最大值 (%)		相對誤差之平均值 (%)	
		頻率	阻尼比	頻率	阻尼比
0	1	7.14	103	1.98	20.1
	2	14.9	69.0	3.87	15.5
	5	31.6	69.1	13.1	21.0
1	1	5.56	42.1	0.75	5.11
	2	9.39	35.3	1.77	5.86
	5	34.8	44.9	8.55	13.8
2	1	1.10	18.3	0.24	2.23
	2	0.56	3.57	0.20	1.09
	5	4.59	18.5	1.23	4.65

表 3.3 含有雜訊之緩變係數系統資料之識別結果誤差

$(y_d, f_d)$	相對誤差之最大值 (%)		相對誤差之平均值 (%)	
	頻率	阻尼比	頻率	阻尼比
(10,11)	100	285	54.3	88.7
(15,16)	7.49	140	0.66	19.2
(20,21)	1.68	11.8	0.29	3.95
(25,26)	0.86	14.4	0.19	2.58
(30,31)	0.55	4.35	0.19	0.95
(35,36)	0.39	13.6	0.13	1.59
(40,41)	0.40	12.3	0.15	1.57

表 3.4 含有雜訊之週期變化系統資料之識別結果誤差

$(y_d, f_d)$	相對誤差之最大值 (%)		相對誤差之平均值 (%)	
	頻率	阻尼比	頻率	阻尼比
(10,11)	100	616	17.3	136
(15,16)	6.08	154	1.19	27.8
(20,21)	5.67	114	1.47	19.4
(25,26)	4.14	48	1.32	9.38
(30,31)	4.01	56	1.26	9.37
(35,36)	3.21	68.2	1.37	8.28
(40,41)	4.26	65.2	1.55	9.61

表 3.5 非線性系統之識別結果誤差

		相對誤差之最大值 (%)		相對誤差之平均值 (%)	
n	L	頻率	阻尼比	頻率	阻尼比
0	1	8.69	27.7	1.52	4.73
	2	8.29	29.9	1.77	4.34
	5	7.40	23.2	2.30	5.40
1	1	8.75	26.6	1.41	5.18
	2	8.21	19.2	1.53	3.69
	5	7.21	17.0	1.85	4.47
2	1	8.81	32.2	1.38	5.58
	2	9.09	19.1	1.49	3.34
	5	7.48	15.7	1.75	4.03

表 3.6a 非線性系統之識別結果誤差  $((y_d, f_d) = (4, 5))$

		相對誤差之最大值 (%)		相對誤差之平均值 (%)	
		頻率	阻尼比	頻率	阻尼比
0	1	9.42	70.6	1.54	11.8
	2	8.90	43.0	1.77	8.09
	5	7.93	19.0	2.39	7.14
1	1	8.50	47.3	1.46	8.71
	2	8.22	33.7	1.55	6.51
	5	7.45	18.6	1.93	5.99
2	1	8.54	47.3	1.47	9.02
	2	8.29	31.8	1.53	6.85
	5	7.95	17.0	1.84	6.02

表 3.6b 非線性系統之識別結果誤差  $((y_d, f_d) = (6, 7))$

		相對誤差之最大值 (%)		相對誤差之平均值 (%)	
		頻率	阻尼比	頻率	阻尼比
0	1	9.59	71.7	1.56	12.0
	2	8.97	44.0	1.79	8.17
	5	7.97	19.7	2.40	7.24
1	1	8.68	50.3	1.47	9.09
	2	8.32	36.0	1.56	6.48
	5	7.49	19.4	1.94	5.99
2	1	8.73	50.2	1.48	9.64
	2	8.30	36.4	1.55	6.87
	5	7.93	17.8	1.85	6.11

表 3.6c 非線性系統之識別結果誤差  $((y_d, f_d) = (8,9))$

		相對誤差之最大值 (%)		相對誤差之平均值 (%)	
		頻率	阻尼比	頻率	阻尼比
0	1	8.80	85.3	1.58	12.7
	2	8.43	39.3	1.76	7.98
	5	7.62	22.7	2.29	7.68
1	1	8.77	67.0	1.48	11.6
	2	8.31	36.7	1.56	8.35
	5	7.45	19.8	1.94	7.39
2	1	10.6	97.7	1.88	15.6
	2	8.08	33.1	1.65	8.40
	5	7.53	24.7	1.90	7.80

表 3.6d 非線性系統之識別結果誤差  $((y_d, f_d) = (10,11))$

		相對誤差之最大值 (%)		相對誤差之平均值 (%)	
		頻率	阻尼比	頻率	阻尼比
0	1	8.58	41.8	1.63	7.35
	2	8.55	17.5	1.79	4.52
	5	7.77	9.97	2.27	3.57
1	1	8.63	93.8	1.69	12.4
	2	7.89	99.7	1.62	9.24
	5	7.19	71.4	1.86	6.01
2	1	9.25	77.0	1.88	19.3
	2	8.30	76.5	1.74	11.8
	5	7.52	31.8	2.03	6.78

表 3.7 非線性系統之預測位移結果誤差 ( 線性轉換函數 )

n	L	相對誤差之	相對誤差之
		最大值 ( $\times 10^{-3} \%$ )	平均值 ( $\times 10^{-3} \%$ )
0	1	2.29	0.36
	2	3.81	0.53
	5	5.78	0.74
1	1	2.07	0.33
	2	3.83	0.48
	5	5.89	0.63
2	1	2.17	0.31
	2	2.74	0.45
	5	4.99	0.62

表 3.8a 非線性系統之預測位移結果誤差 ( 非線性轉換函數,  $z=1$  )

n	L	相對誤差之	相對誤差之
		最大值 (%)	平均值 (%)
0	1	4.32	0.74
	2	5.06	0.93
	5	8.10	1.21
1	1	2.38	0.41
	2	4.19	0.67
	5	6.83	1.03
2	1	2.05	0.17
	2	2.89	0.37

表 3.8b 非線性系統之預測位移結果誤差 ( 非線性轉換函數,  $z=2$  )

n	L	相對誤差之	相對誤差之
		最大值 (%)	平均值 (%)
0	1	13.6	2.32
	2	14.6	2.74
	5	19.8	3.41
1	1	5.54	0.75
	2	10.4	1.25
	5	15.2	2.20
2	1	2.78	0.39
	2	6.54	0.90
	5	14.0	1.75

表 3.8c 非線性系統之預測位移結果誤差 ( 非線性轉換函數,  $z=3$  )

n	L	相對誤差之	相對誤差之
		最大值 (%)	平均值 (%)
0	1	22.6	3.89
	2	23.8	4.43
	5	27.1	5.33
1	1	8.46	1.00
	2	13.3	1.75
	5	21.8	2.90
2	1	5.00	0.48
	2	7.98	1.21

表 3.9 非線性系統之預測速度結果誤差 ( 線性轉換函數 )

n	L	相對誤差之	相對誤差之
		最大值 ( $\times 10^{-3} \%$ )	平均值 ( $\times 10^{-3} \%$ )
0	1	8.86	1.11
	2	9.67	1.30
	5	10.9	1.48
1	1	8.93	1.11
	2	9.73	1.29
	5	11.1	1.47
2	1	9.11	1.06
	2	9.26	1.27
	5	10.6	1.47

表 3.10a 非線性系統之預測速度結果誤差 ( 非線性轉換函數,  $z=1$  )

n	L	相對誤差之	相對誤差之
		最大值 (%)	平均值 (%)
0	1	3.68	0.75
	2	5.52	0.95
	5	7.72	1.15
1	1	2.40	0.45
	2	4.59	0.74
	5	6.94	1.03
2	1	2.43	0.17
	2	2.61	0.33

表 3.10b 非線性系統之預測速度結果誤差 ( 非線性轉換函數,  $z=2$  )

n	L	相對誤差之	相對誤差之
		最大值 (%)	平均值 (%)
0	1	15.4	2.42
	2	18.4	2.92
	5	21.7	3.40
1	1	7.06	0.79
	2	8.19	1.30
	5	15.8	2.29
2	1	6.61	0.44
	2	7.75	0.83
	5	7.15	1.66

表 3.10c 非線性系統之預測速度結果誤差 ( 非線性轉換函數,  $z=3$  )

n	L	相對誤差之	相對誤差之
		最大值 (%)	平均值 (%)
0	1	25.7	4.02
	2	28.7	4.73
	5	31.9	5.37
1	1	10.6	1.13
	2	11.9	1.85
	5	18.2	3.04
2	1	11.8	0.76
	2	11.1	1.37

表 3.11 非線性系統之預測加速度結果誤差 ( 線性轉換函數 )

n	L	相對誤差之	相對誤差之
		最大值 ( $\times 10^{-2}\%$ )	平均值 ( $\times 10^{-2}\%$ )
0	1	15.9	5.08
	2	16.1	5.26
	5	16.0	5.34
1	1	15.5	5.07
	2	16.2	5.26
	5	16.0	5.36
2	1	15.5	5.02
	2	16.3	5.24
	5	16.0	5.32

表 3.12a 非線性系統之預測加速度結果誤差 ( 非線性轉換函數,  $z=1$  )

n	L	相對誤差之	相對誤差之
		最大值 (%)	平均值 (%)
0	1	6.93	0.86
	2	8.13	1.07
	5	6.77	1.26
1	1	1.58	0.42
	2	4.12	0.78
	5	6.18	1.15
2	1	1.98	0.18
	2	2.00	0.32

表 3.12b 非線性系統之預測加速度結果誤差 ( 非線性轉換函數,  $z=2$  )

n	L	相對誤差之	相對誤差之
		最大值 (%)	平均值 (%)
0	1	14.8	2.57
	2	17.0	3.14
	5	16.4	3.63
1	1	3.70	0.64
	2	7.42	1.20
	5	11.3	2.57
2	1	3.62	0.42
	2	6.32	0.69
	5	10.6	1.72

表 3.12c 非線性系統之預測加速度結果誤差 ( 非線性轉換函數,  $z=3$  )

n	L	相對誤差之	相對誤差之
		最大值 (%)	平均值 (%)
0	1	25.4	4.17
	2	23.9	4.98
	5	24.7	5.62
1	1	6.28	0.95
	2	11.1	1.50
	5	17.4	3.17
2	1	3.60	0.57
	2	7.63	1.10



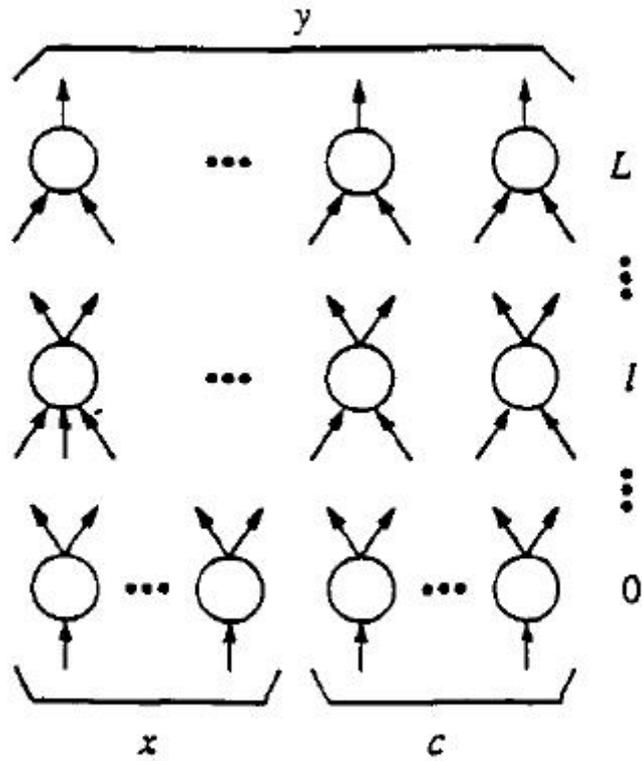


圖 1.1 隱藏控制神經網路架構圖 ( 圖片來源取自 [5] )

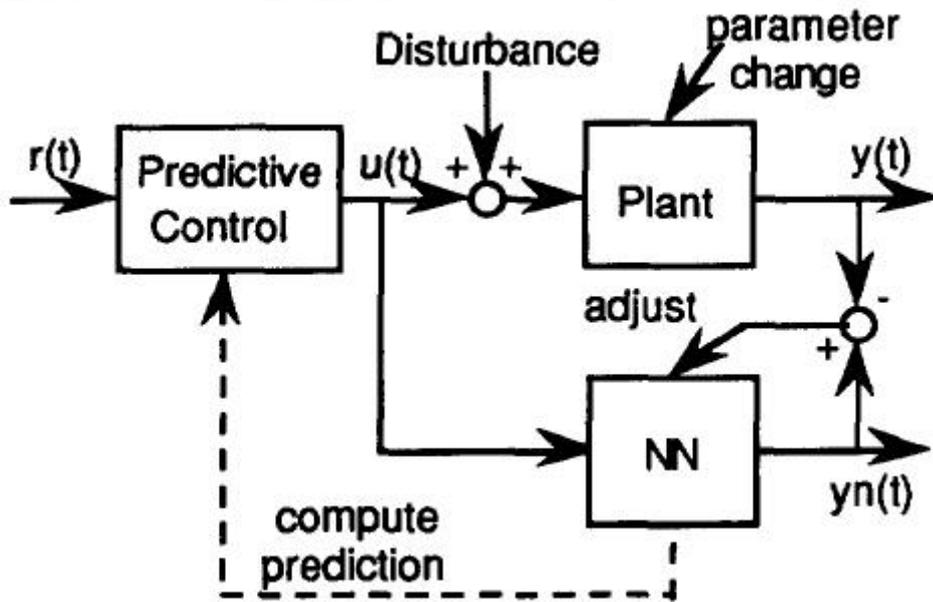


圖 1.2 控制系統架構圖( 圖片來源取自 [6] )

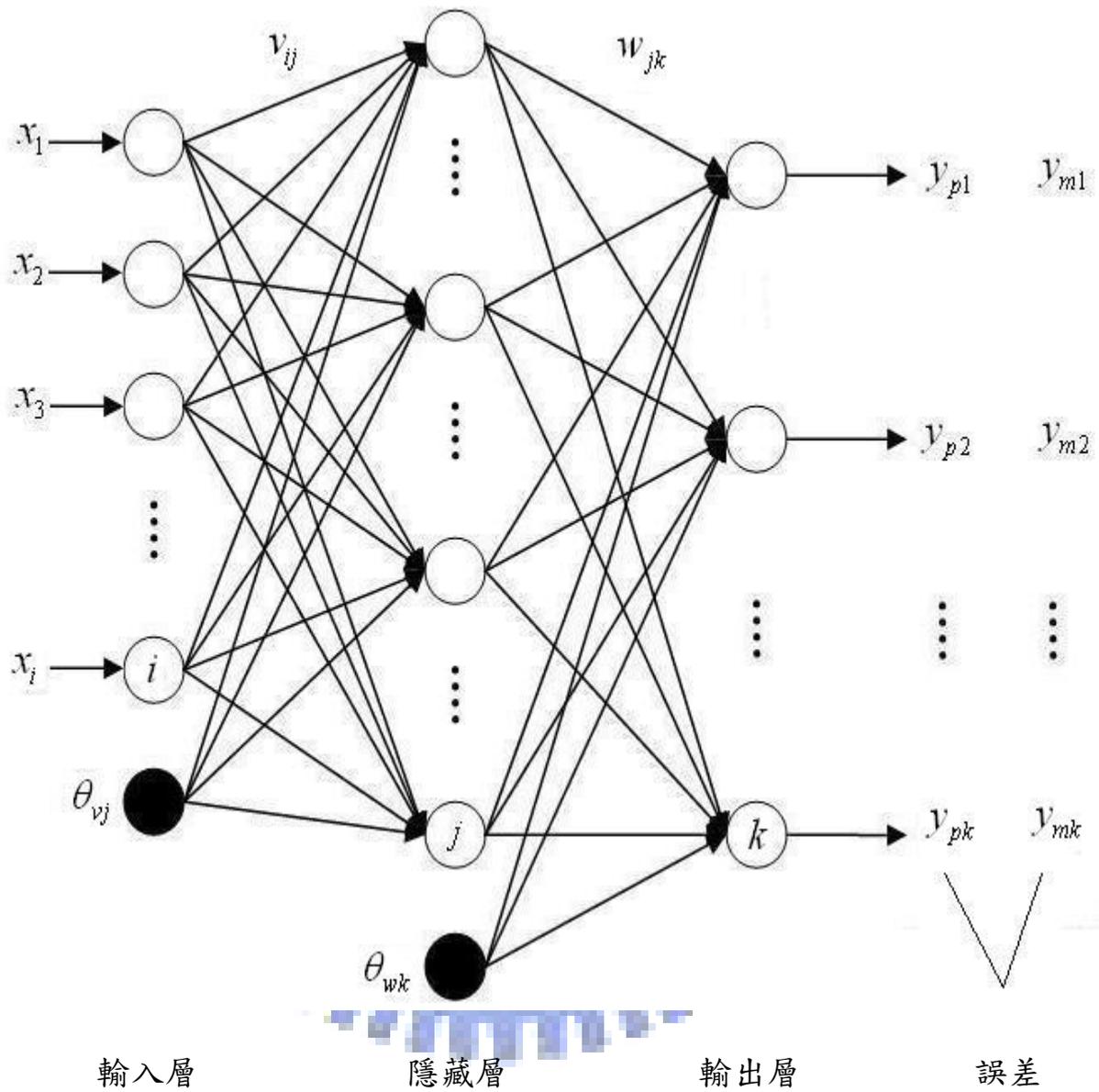


圖 2.1 時變類神經網路架構圖

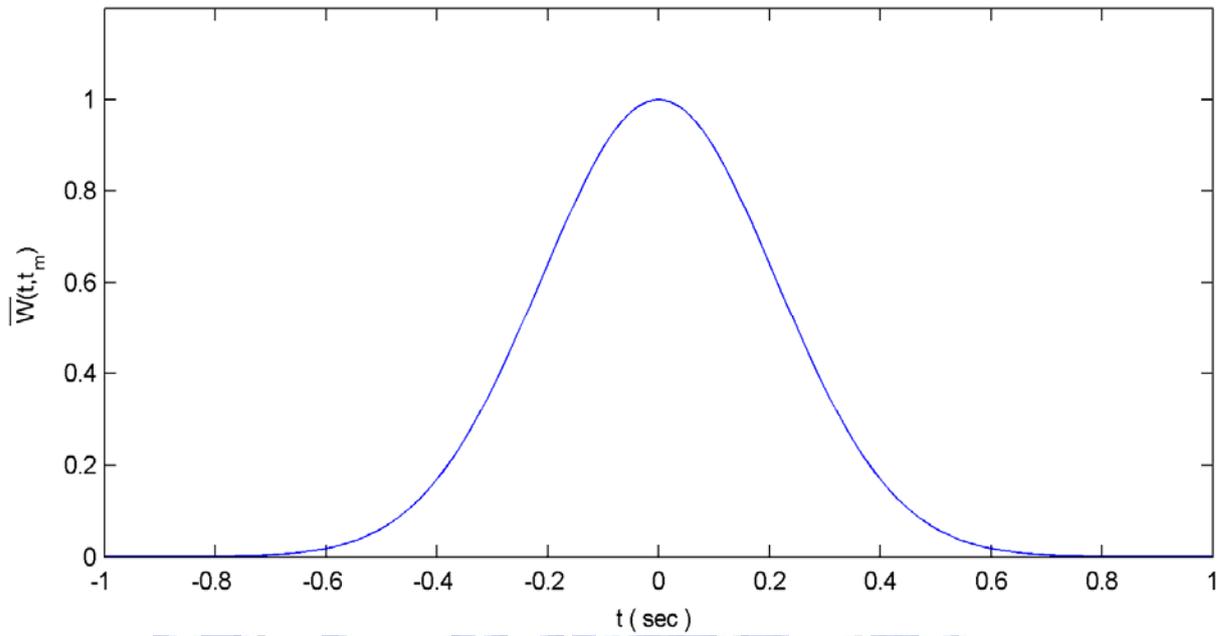


圖 2.2 加權函數 (  $t_m = 0$  )

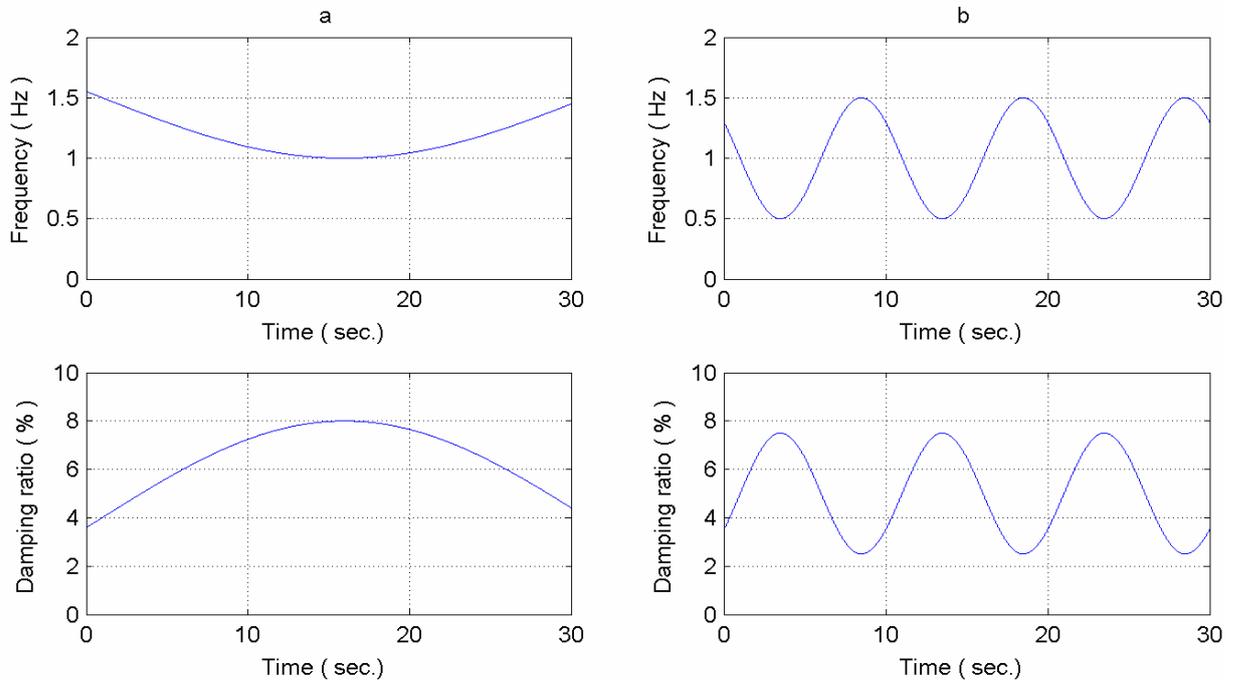


圖 3.1 瞬時自然振動頻率與阻尼比歷時圖

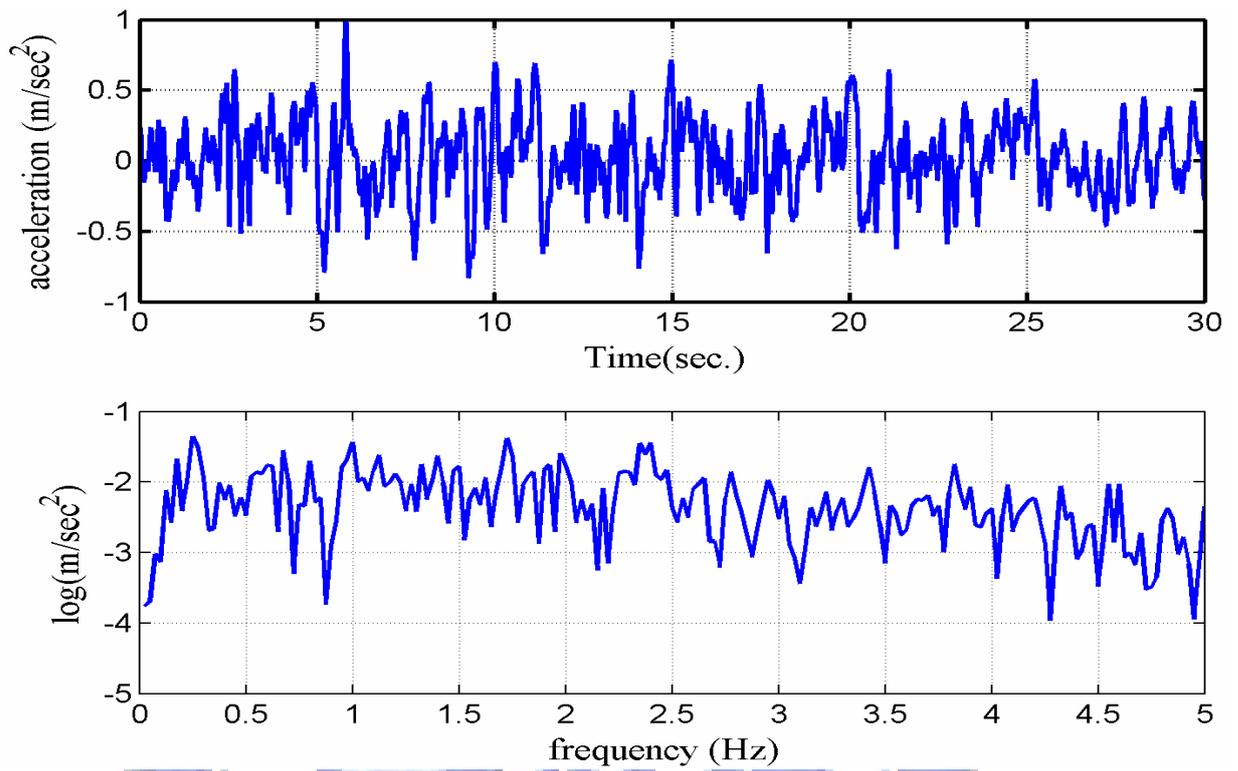


圖 3.2 輸入地震歷時與頻譜圖

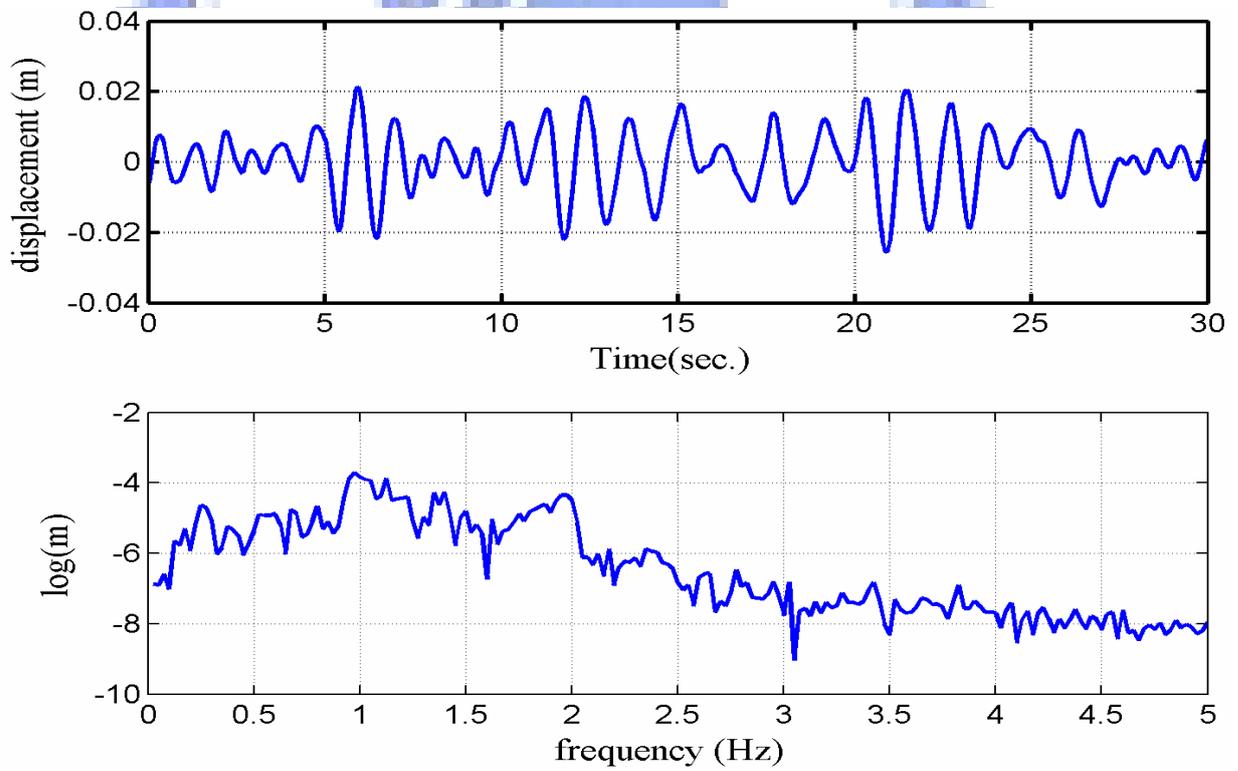


圖 3.3 緩變係數系統之輸出位移反應歷時與頻譜圖

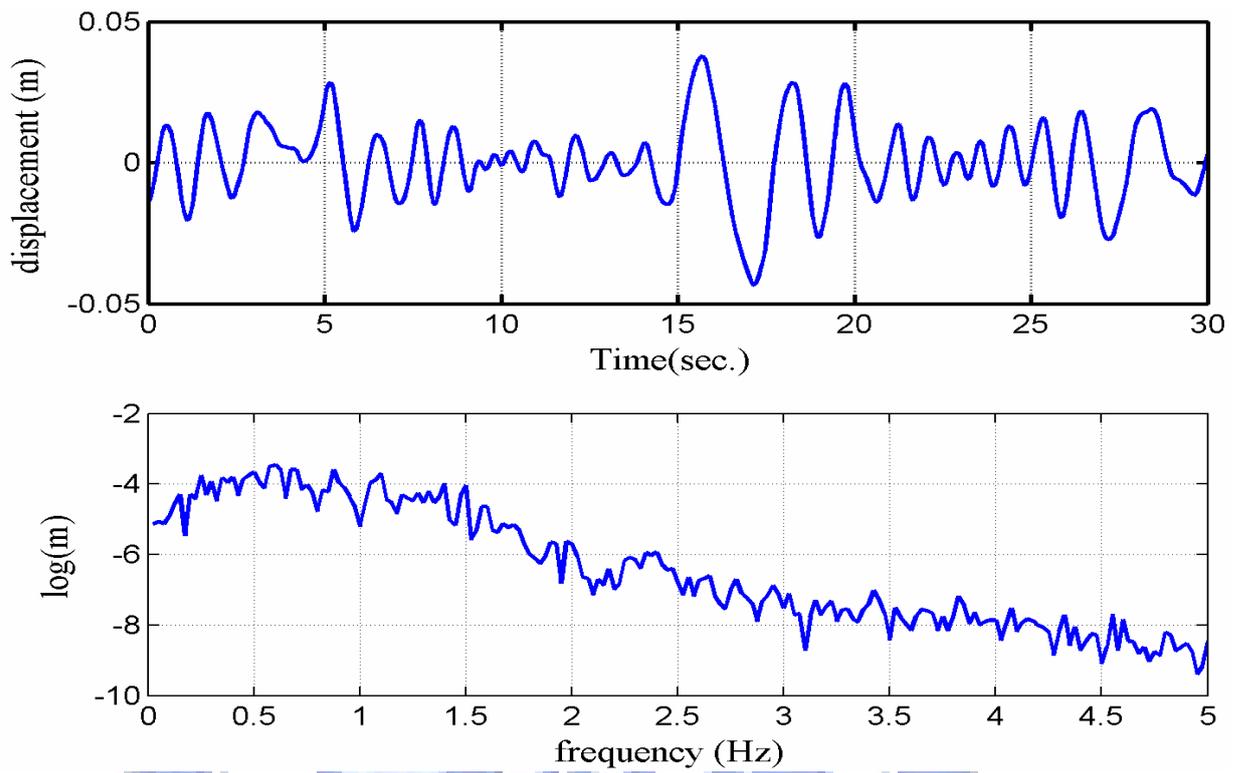


圖 3.4 週期變化系統之輸出位移反應歷時與頻譜圖

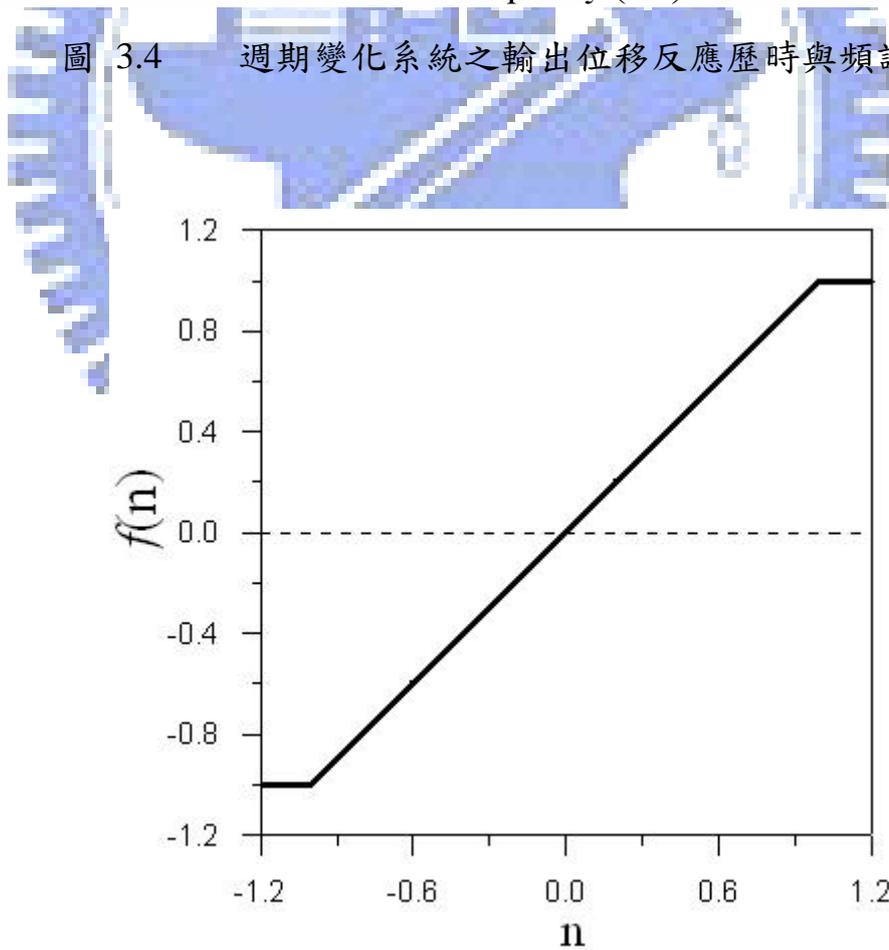


圖 3.5 對稱飽和線性函數

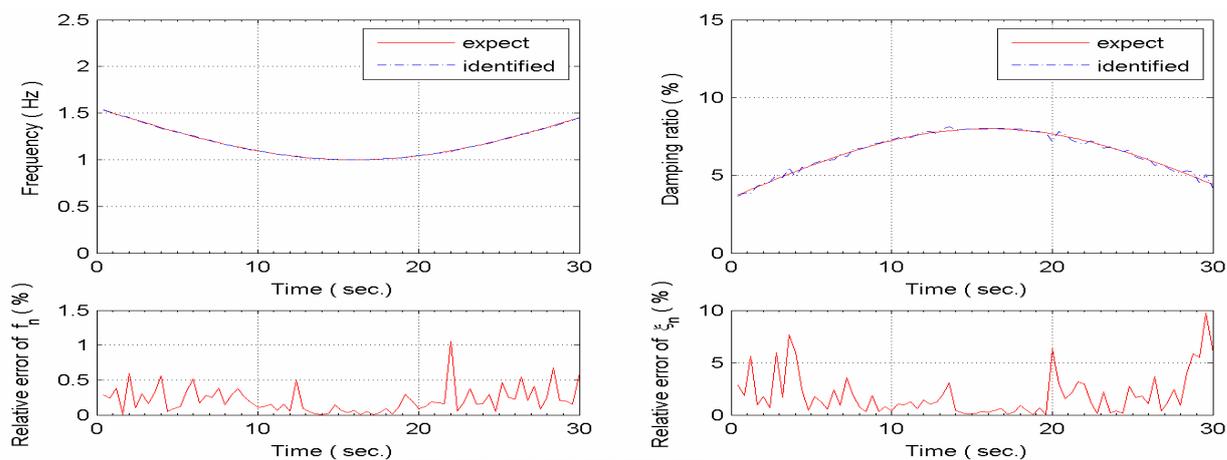


圖 3.6 緩變係數系統 ( $n=0, L=1$ )

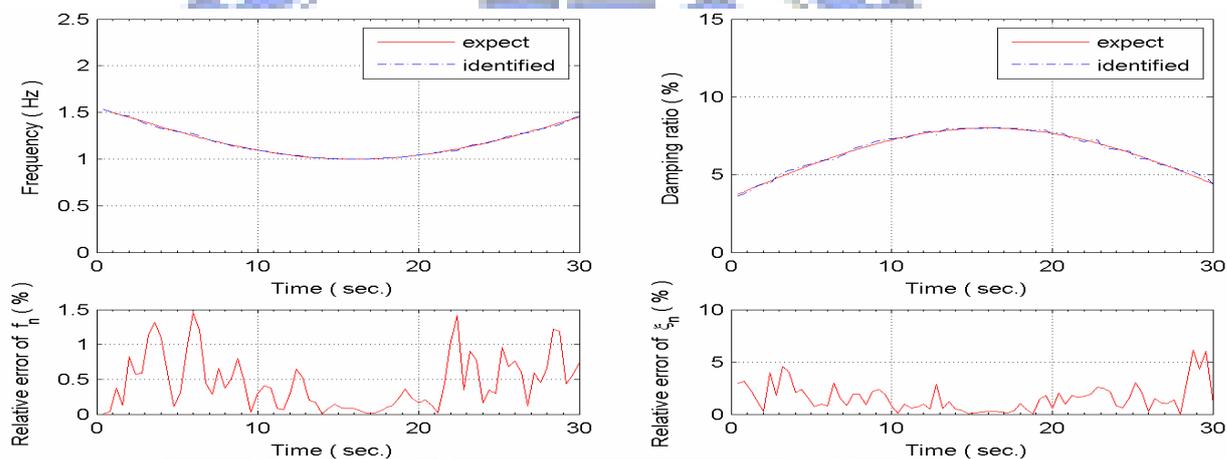


圖 3.7 緩變係數系統 ( $n=0, L=2$ )

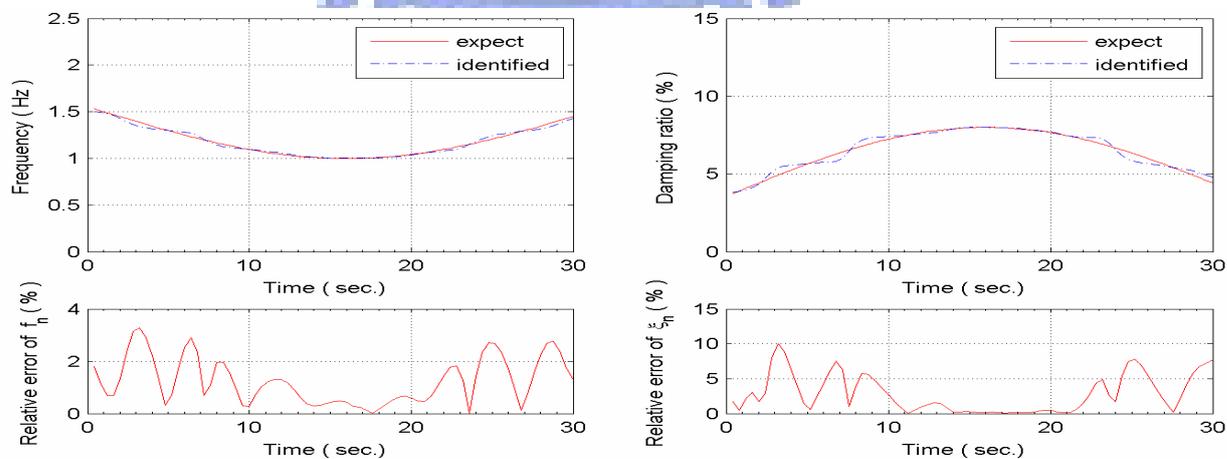


圖 3.8 緩變係數系統 ( $n=0, L=5$ )

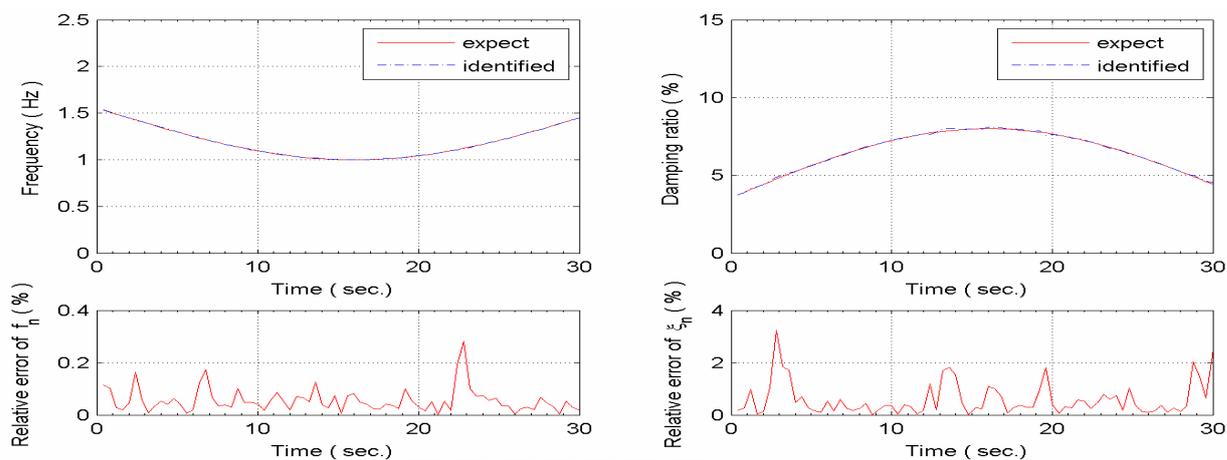


圖 3.9 緩變係數系統 ( $n=1, L=1$ )

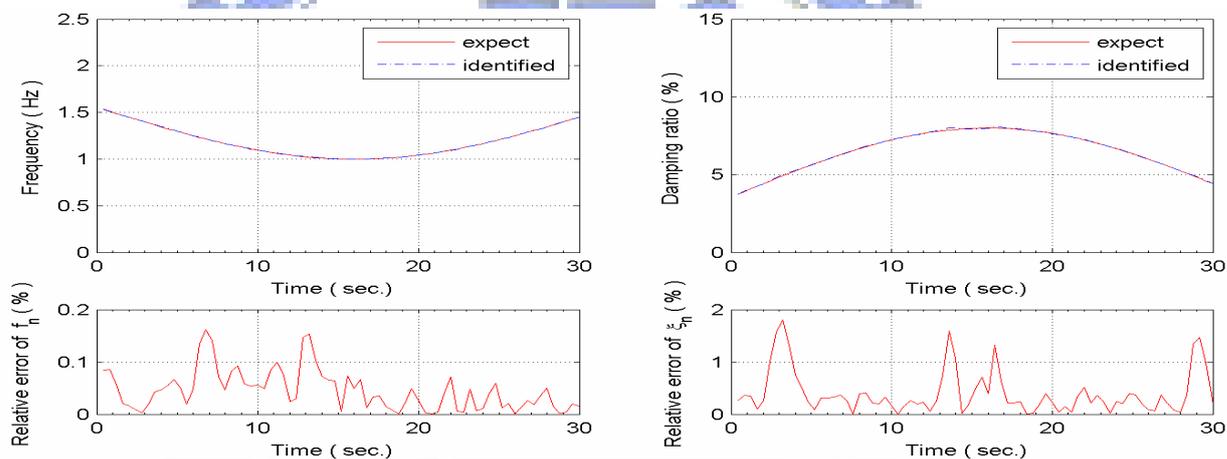


圖 3.10 緩變係數系統 ( $n=1, L=2$ )

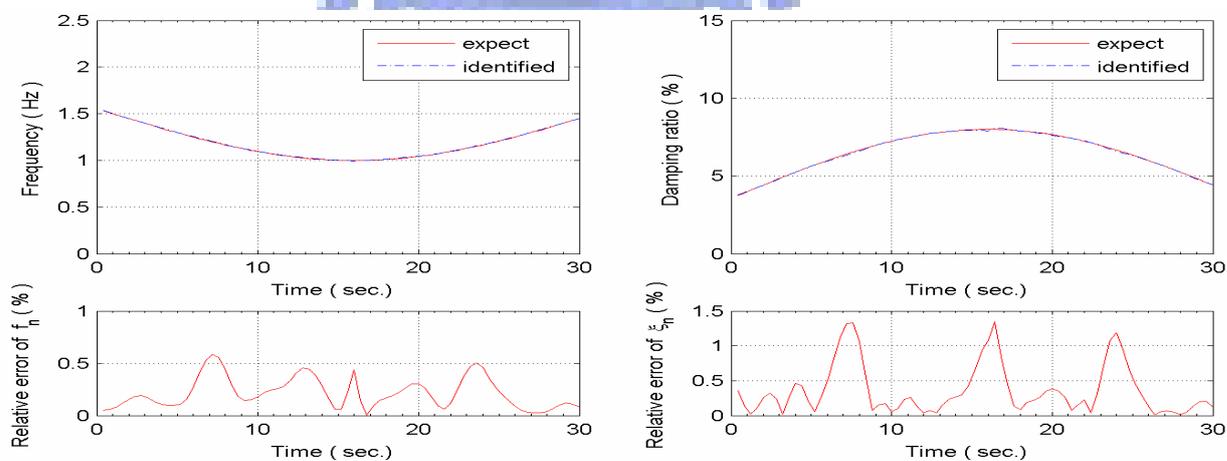


圖 3.11 緩變係數系統 ( $n=1, L=5$ )

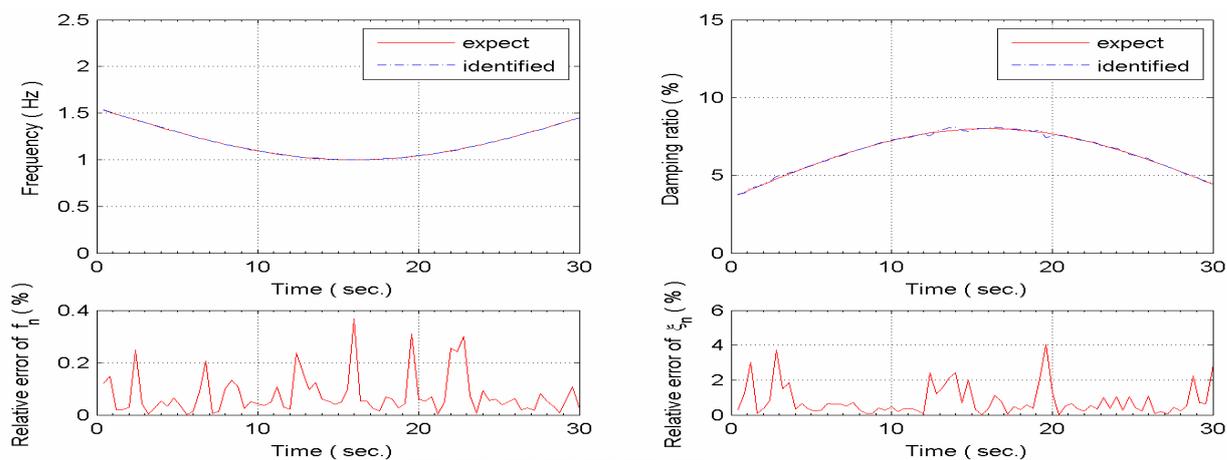


圖 3.12 緩變係數系統 (n=2, L=1)

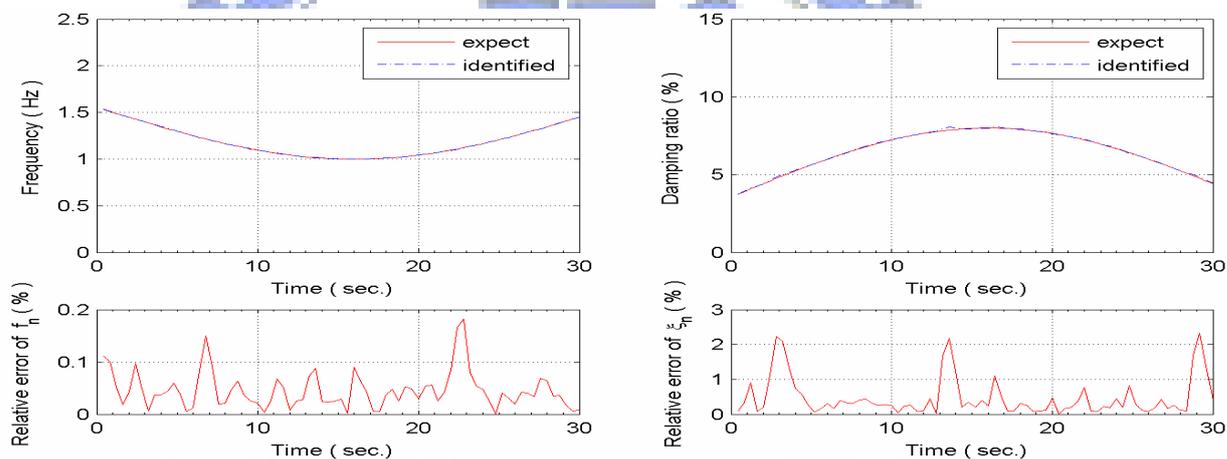


圖 3.13 緩變係數系統 (n=2, L=2)

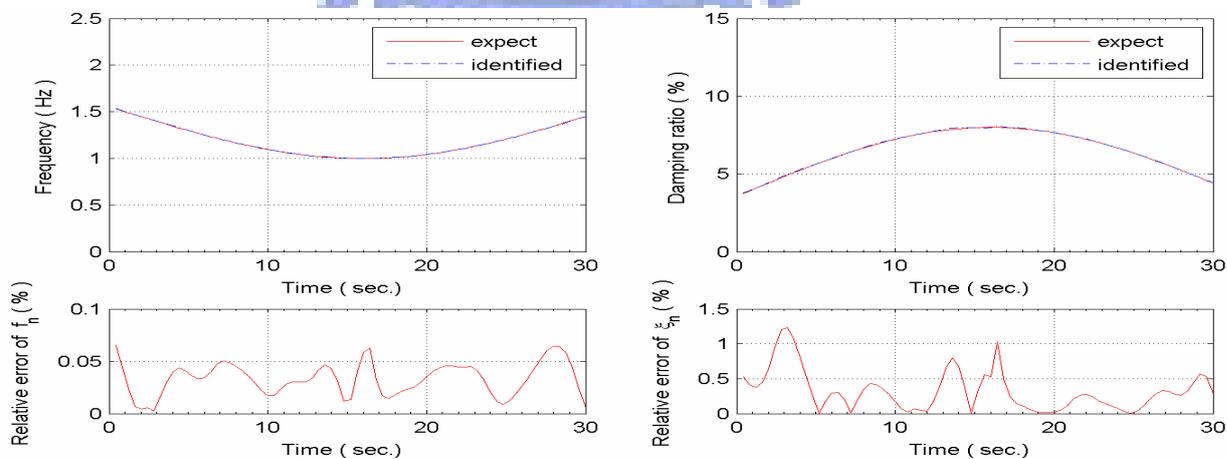


圖 3.14 緩變係數系統 (n=2, L=5)

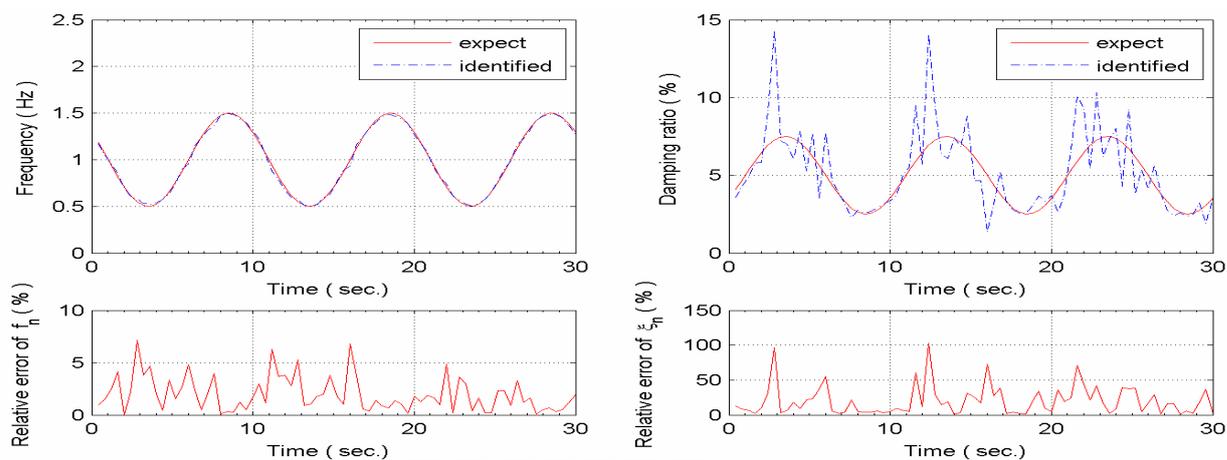


圖 3.15 週期變化系統 ( $n=0, L=1$ )

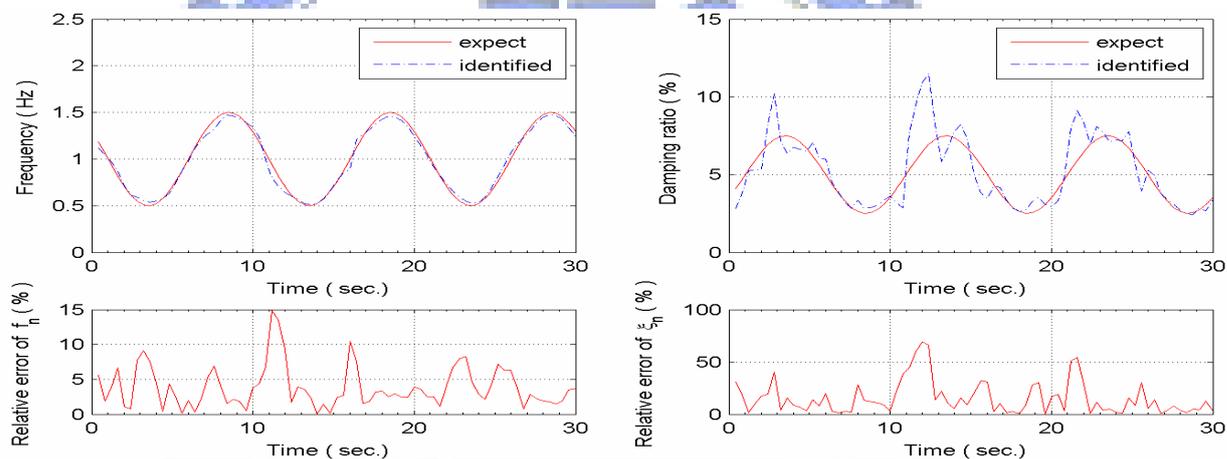


圖 3.16 週期變化系統 ( $n=0, L=2$ )

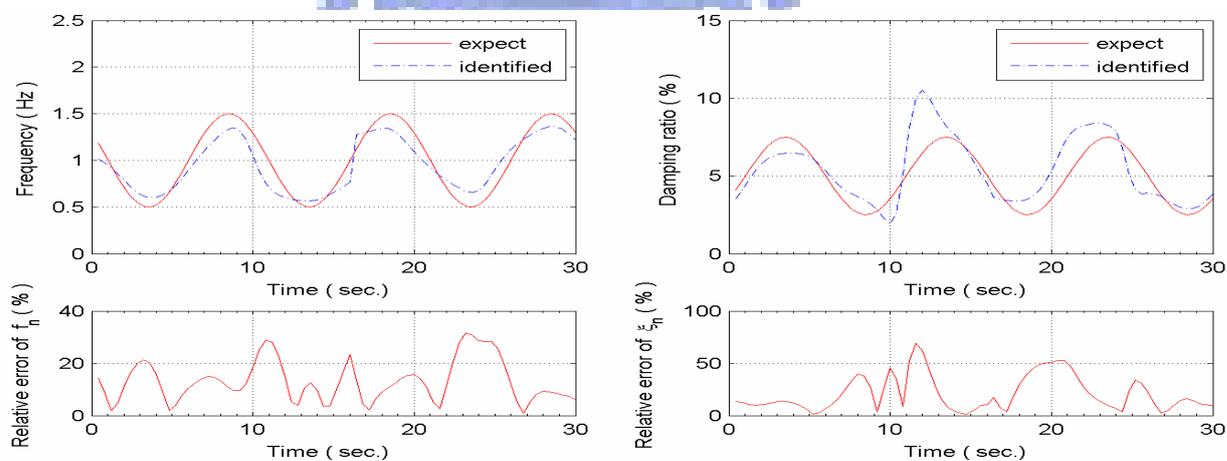


圖 3.17 週期變化系統 ( $n=0, L=5$ )

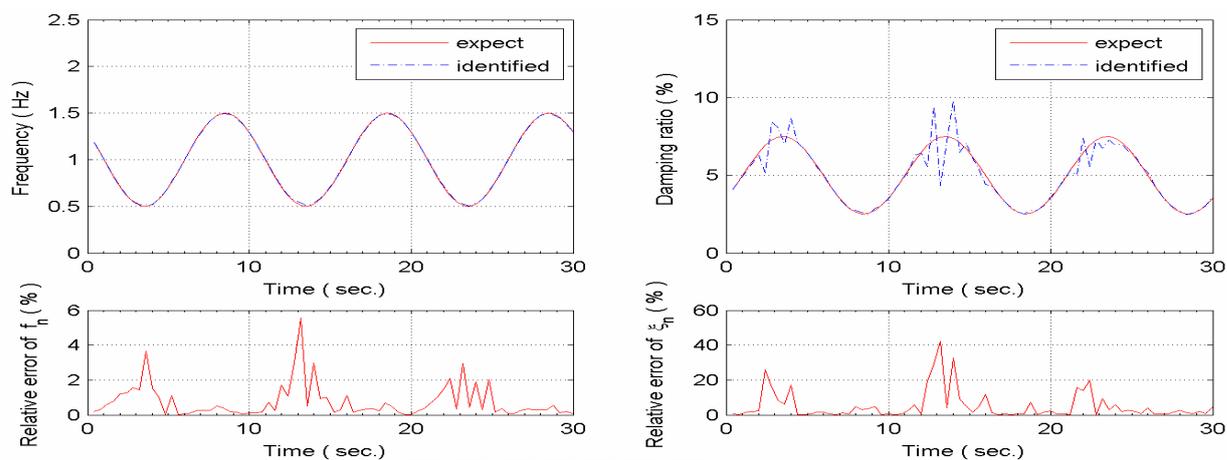


圖 3.18 週期變化系統 ( $n=1, L=1$ )

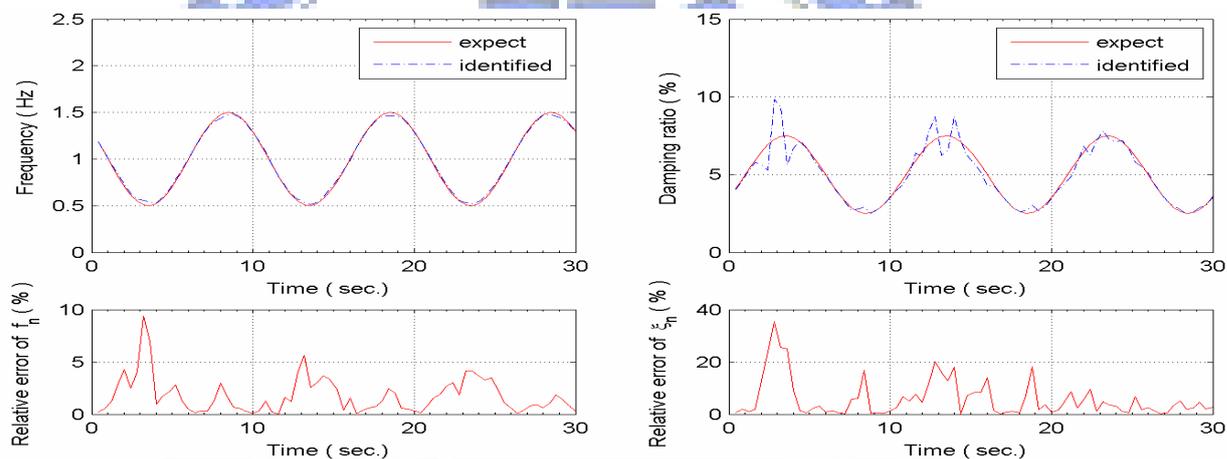


圖 3.19 週期變化系統 ( $n=1, L=2$ )

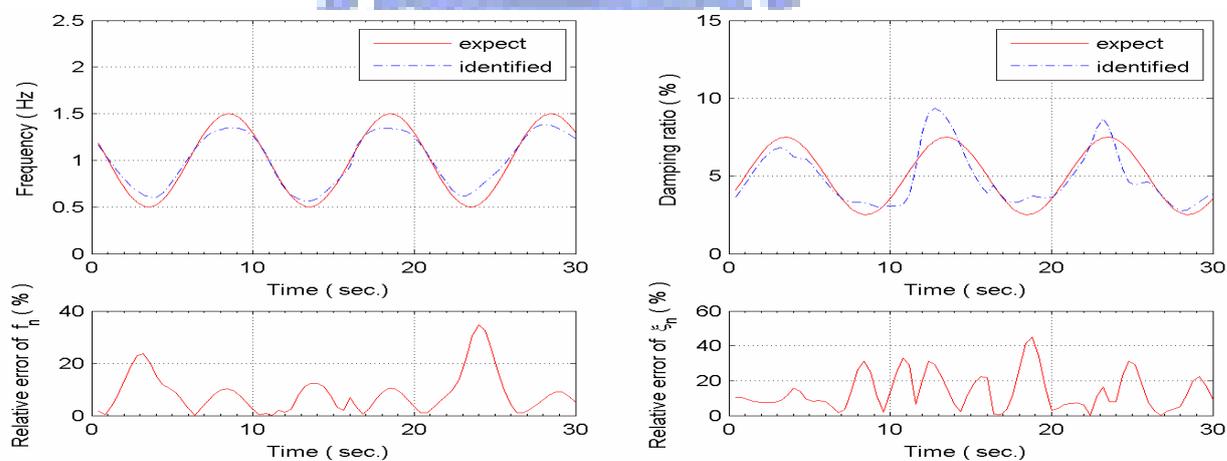


圖 3.20 週期變化系統 ( $n=1, L=5$ )

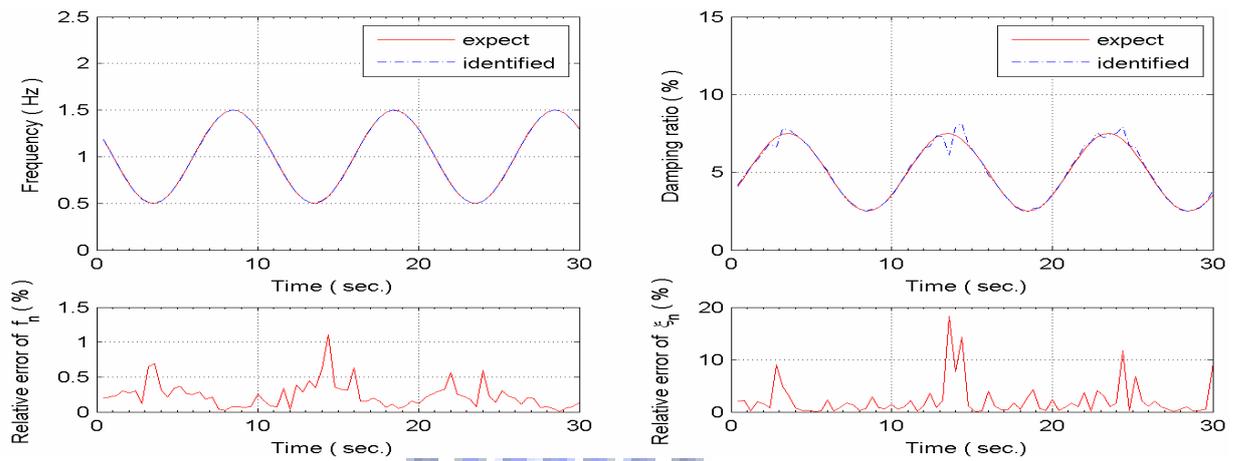


圖 3.21 週期變化系統 ( $n=2, L=1$ )

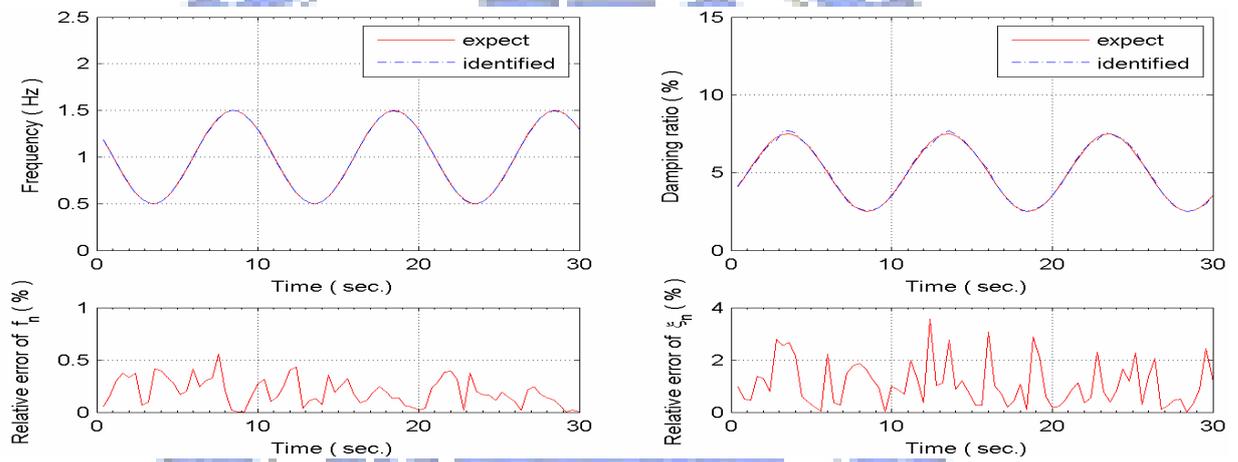


圖 3.22 週期變化系統 ( $n=2, L=2$ )

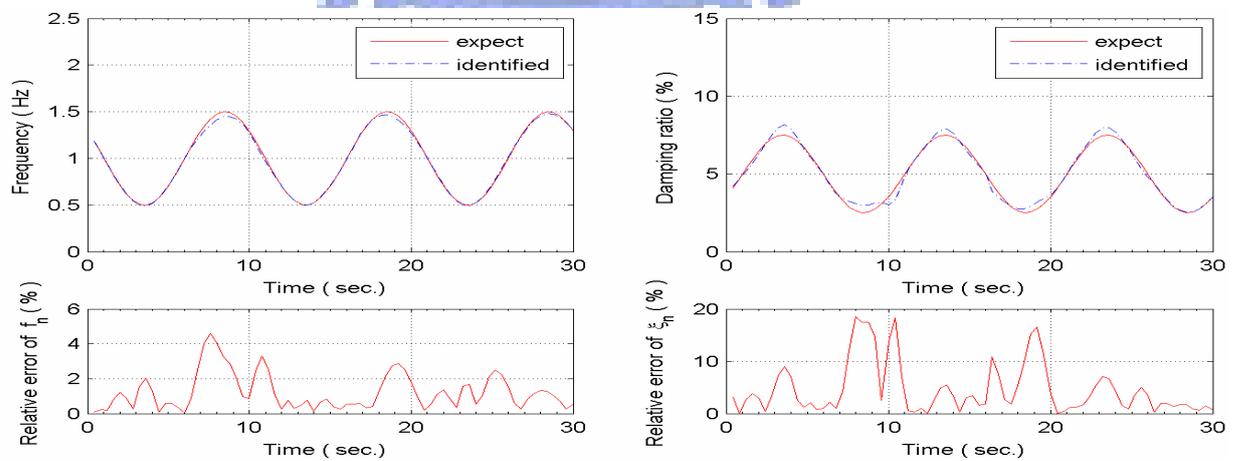


圖 3.23 週期變化系統 ( $n=2, L=5$ )

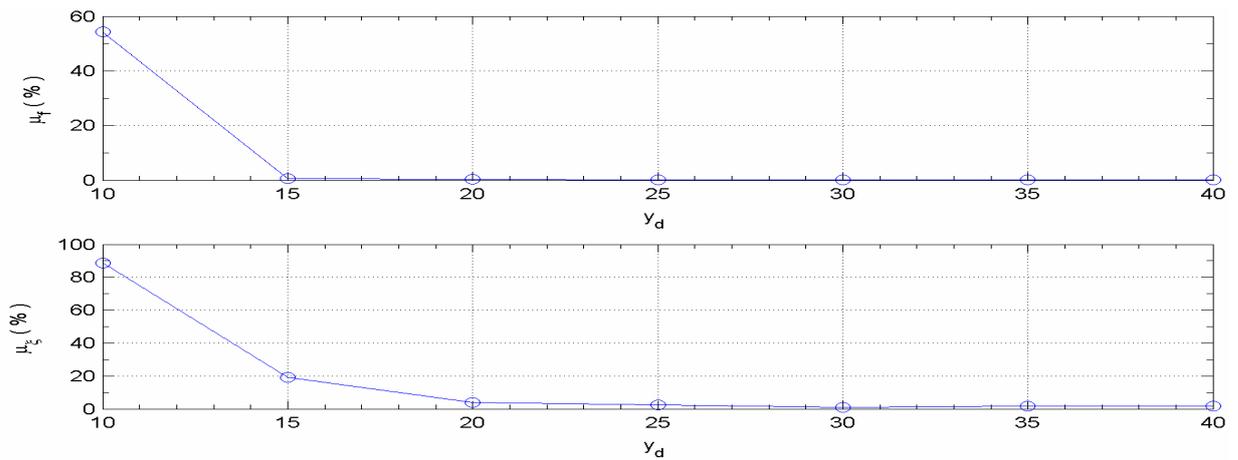


圖 3.24 含雜訊之緩變係數系統  $y_d$  與識別結果誤差之平均關係

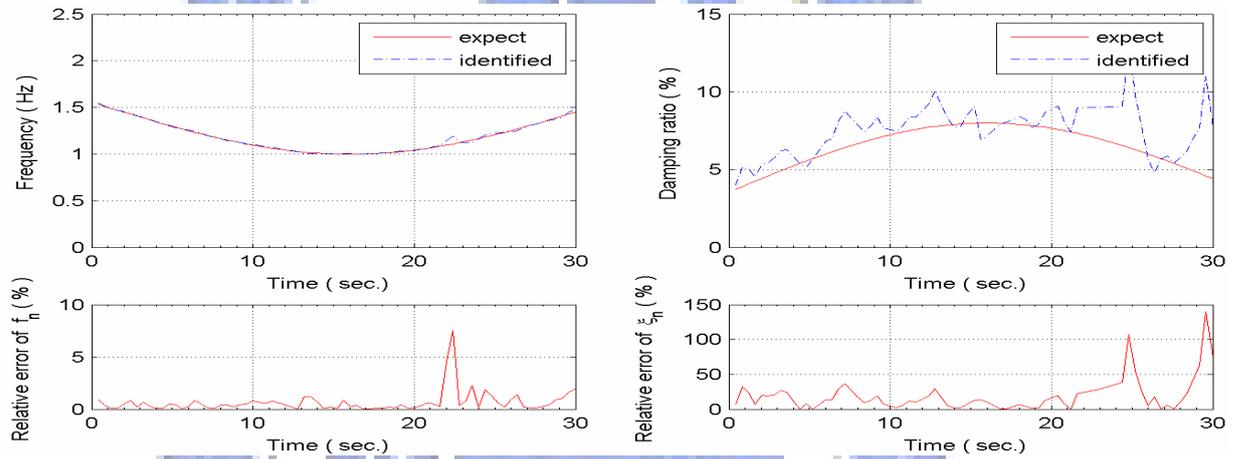


圖 3.25 緩變係數系統 (含雜訊資料,  $(y_d, f_d) = (15, 16)$ )

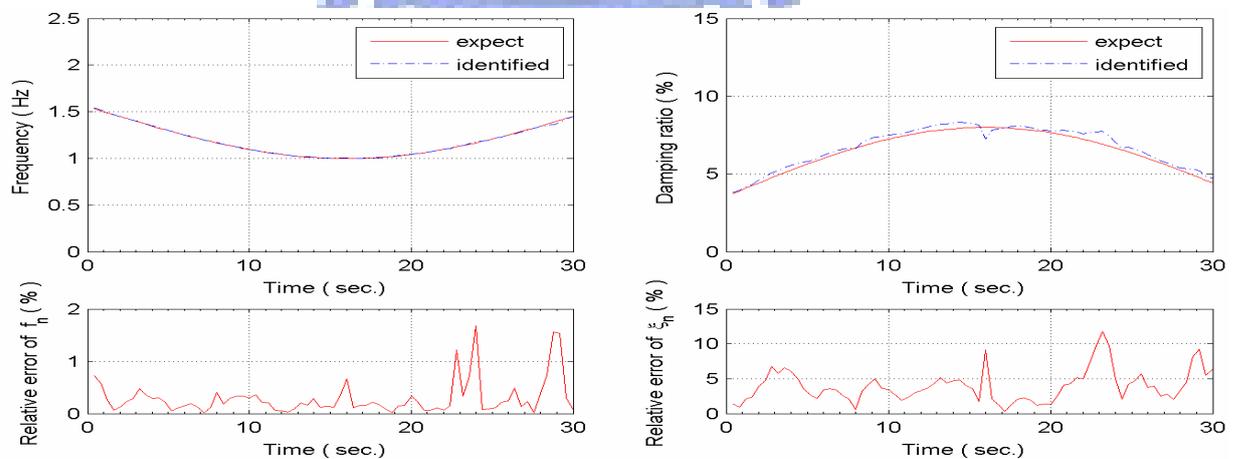


圖 3.26 緩變係數系統 (含雜訊資料,  $(y_d, f_d) = (20, 21)$ )

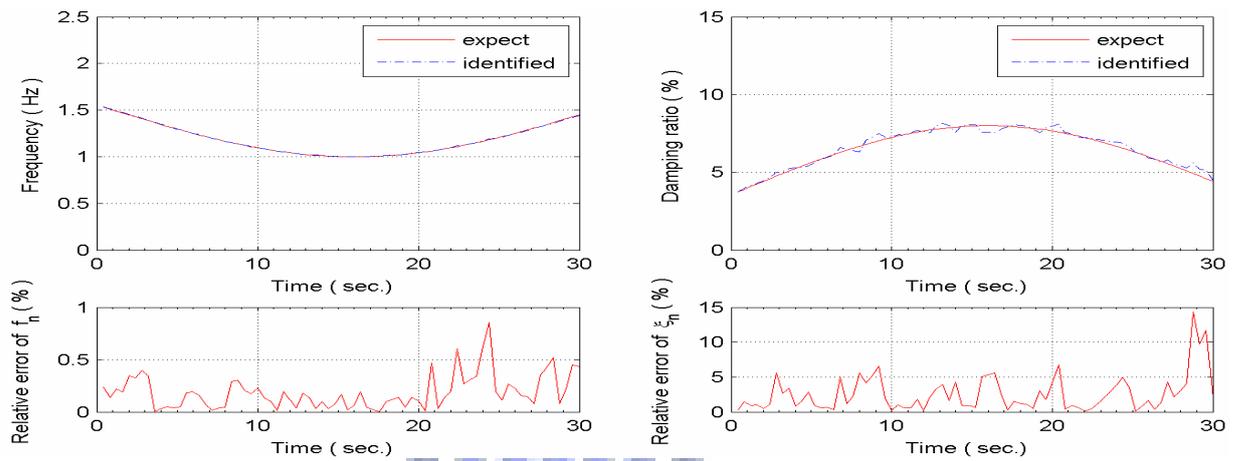


圖 3.27 緩變係數系統 (含雜訊資料,  $(y_d, f_d) = (25, 26)$ )

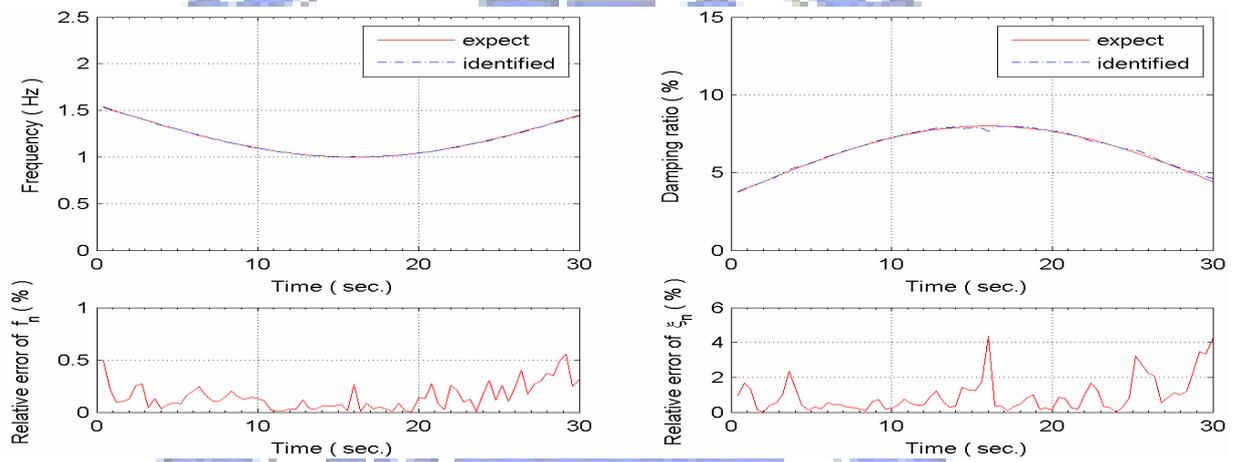


圖 3.28 緩變係數系統 (含雜訊資料,  $(y_d, f_d) = (30, 31)$ )

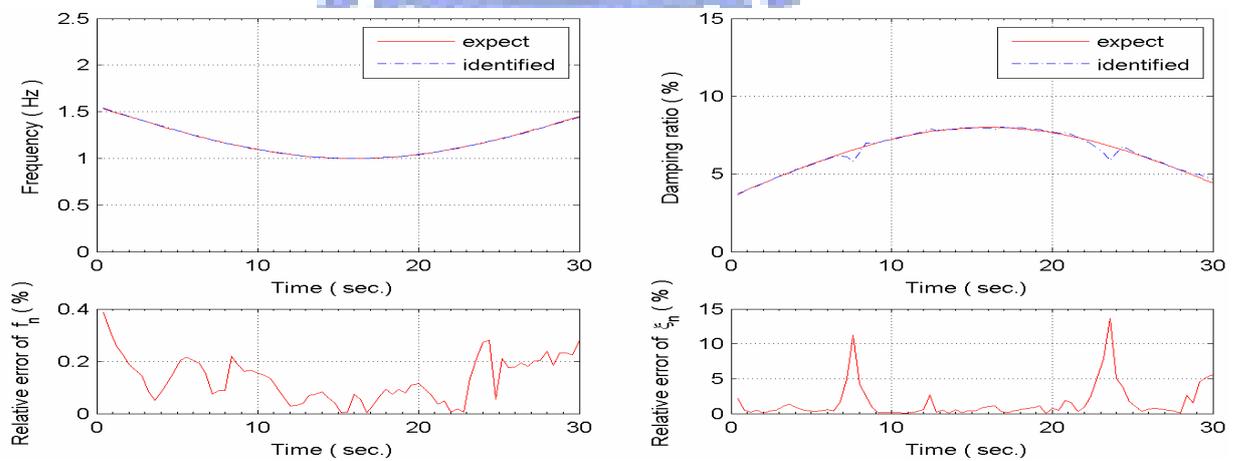


圖 3.29 緩變係數系統 (含雜訊資料,  $(y_d, f_d) = (35, 36)$ )

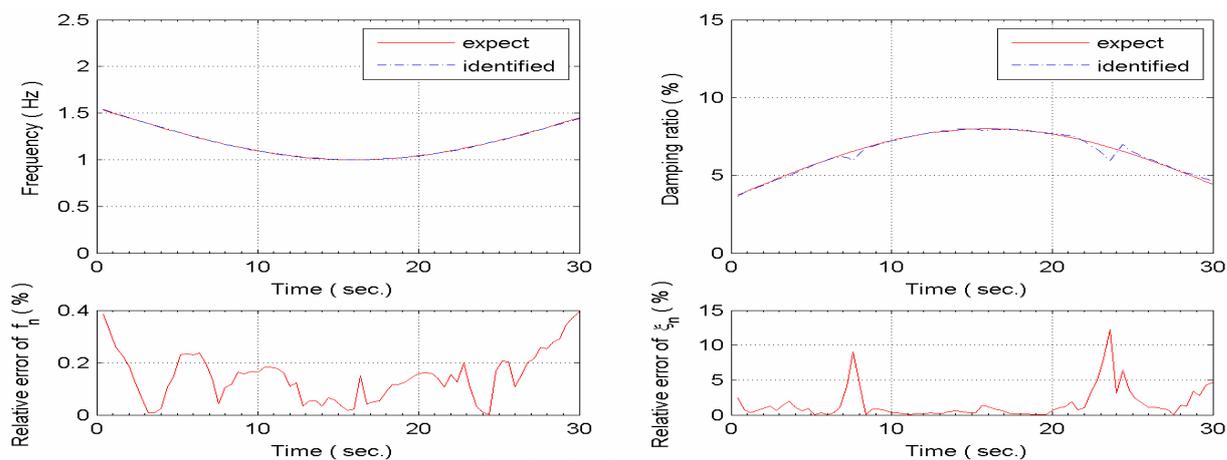


圖 3.30 緩變係數系統 (含雜訊資料,  $(y_d, f_d) = (40, 41)$ )

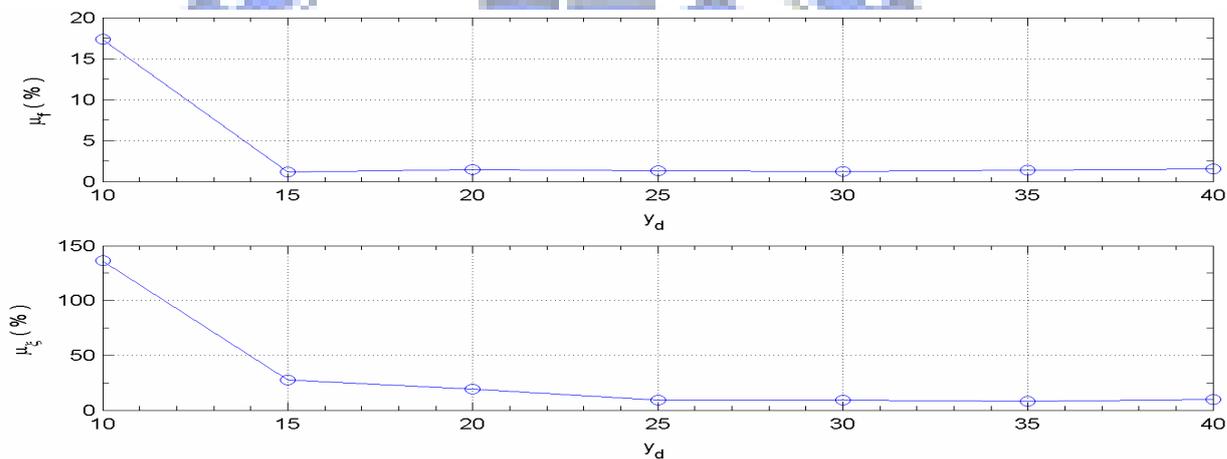


圖 3.31 含雜訊之週期變化系統  $y_d$  與識別結果誤差之平均關係

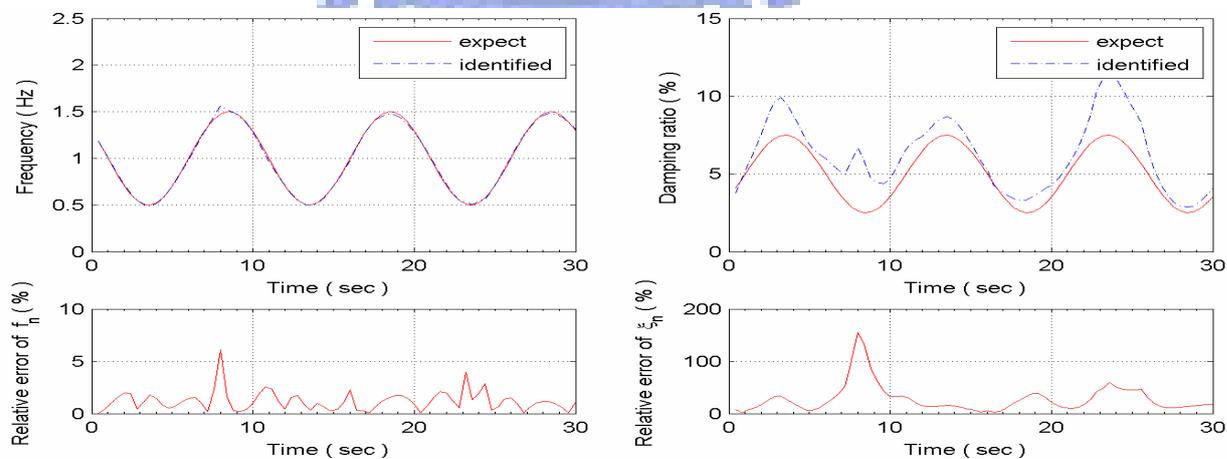


圖 3.32 週期變化系統 (含雜訊資料,  $(y_d, f_d) = (15, 16)$ )

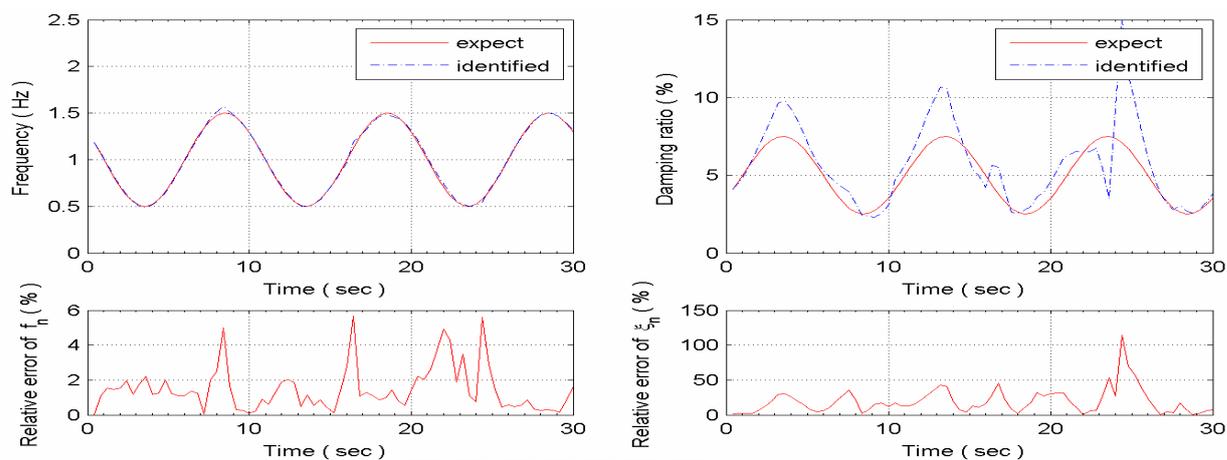


圖 3.33 週期變化系統 (含雜訊資料,  $(y_d, f_d) = (20, 21)$ )

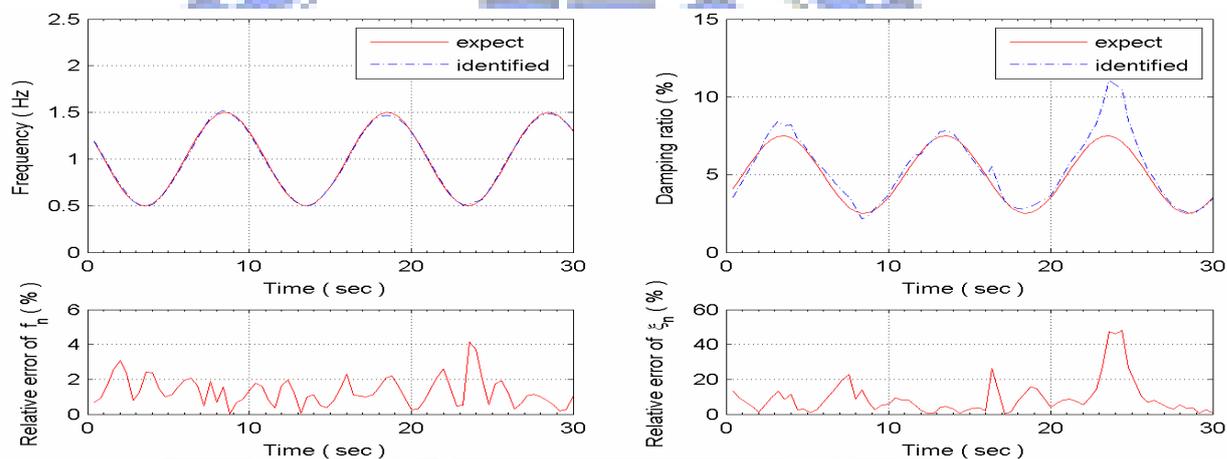


圖 3.34 週期變化系統 (含雜訊資料,  $(y_d, f_d) = (25, 26)$ )

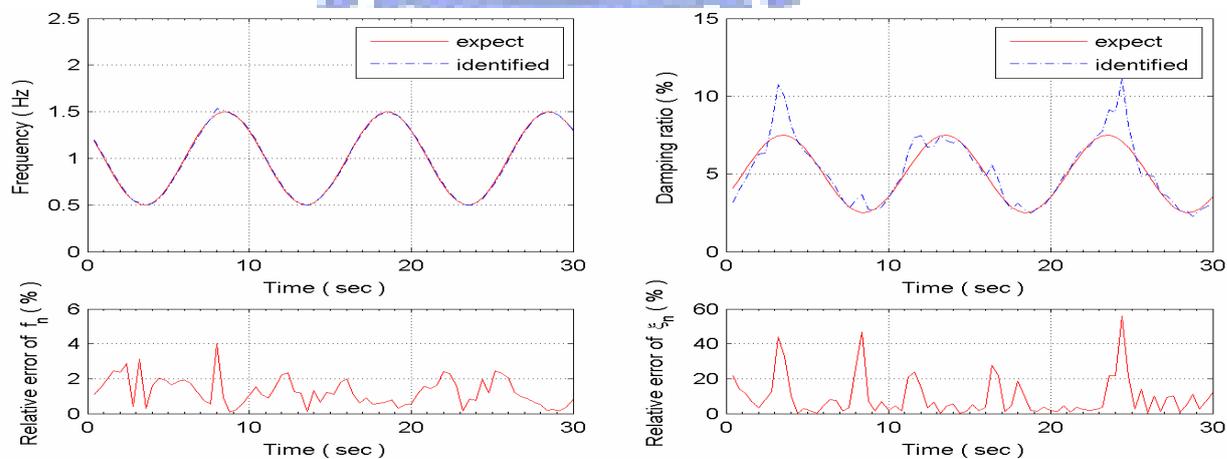


圖 3.35 週期變化系統 (含雜訊資料,  $(y_d, f_d) = (30, 31)$ )

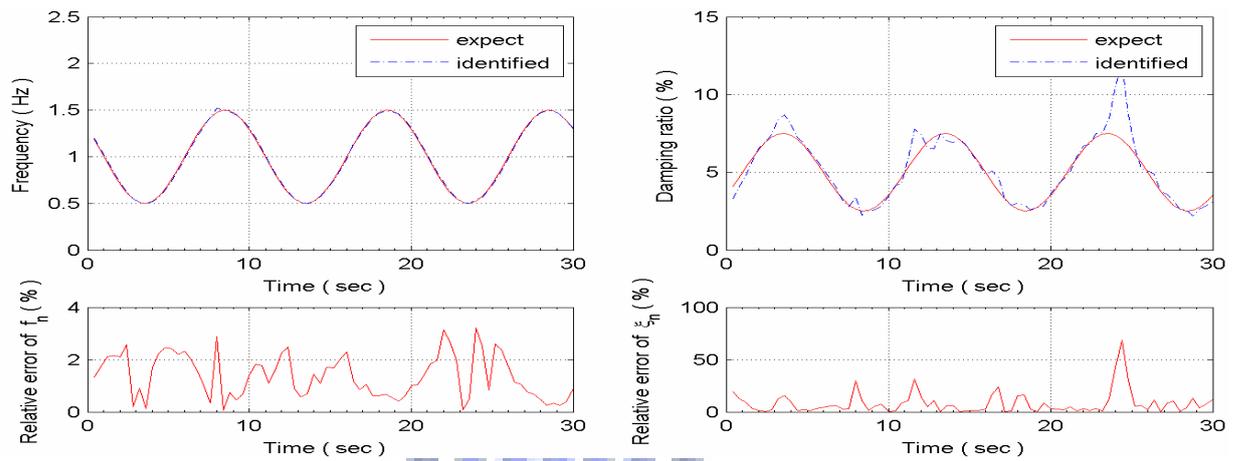


圖 3.36 週期變化系統 (含雜訊資料,  $(y_d, f_d) = (35, 36)$ )

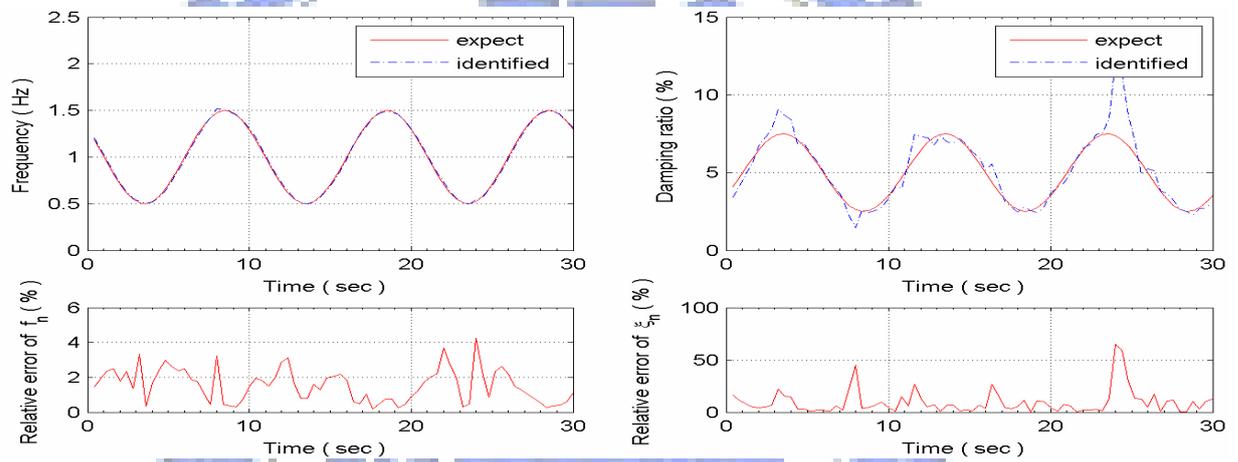


圖 3.37 週期變化系統 (含雜訊資料,  $(y_d, f_d) = (40, 41)$ )

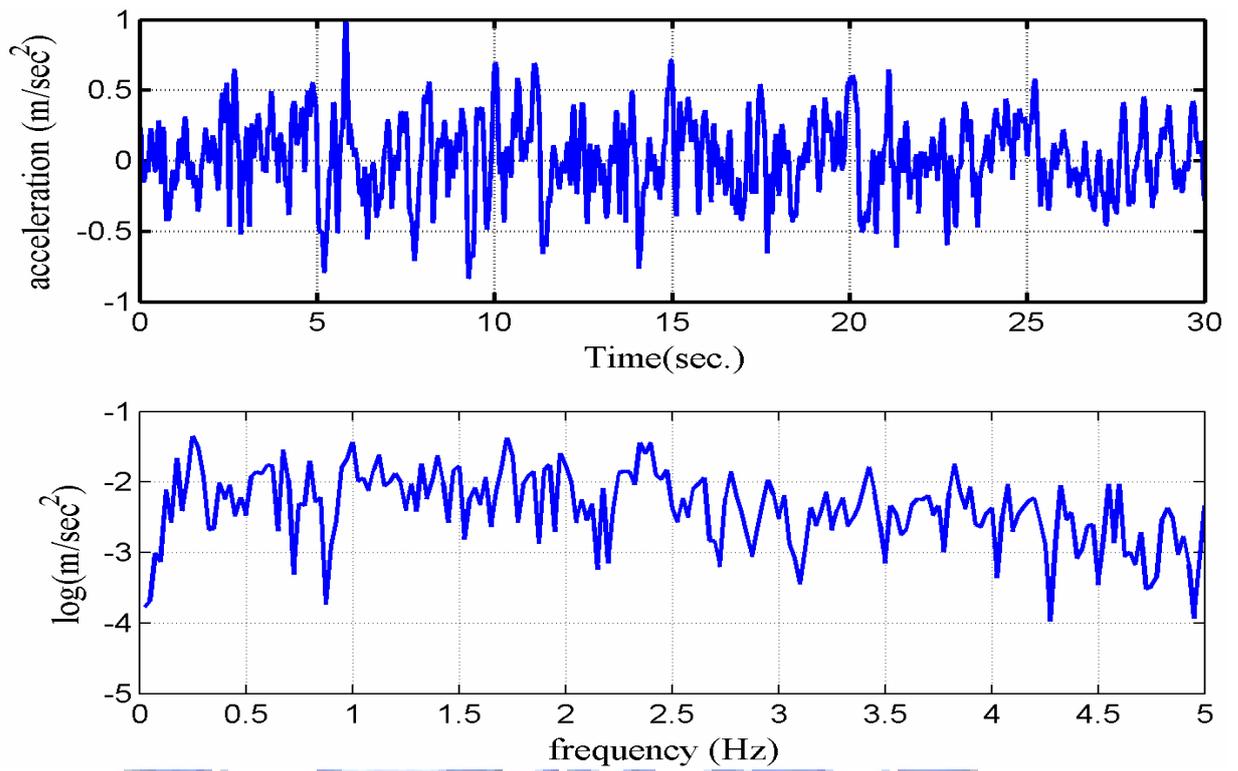


圖 3.38 非線性系統輸入歷時與頻譜圖

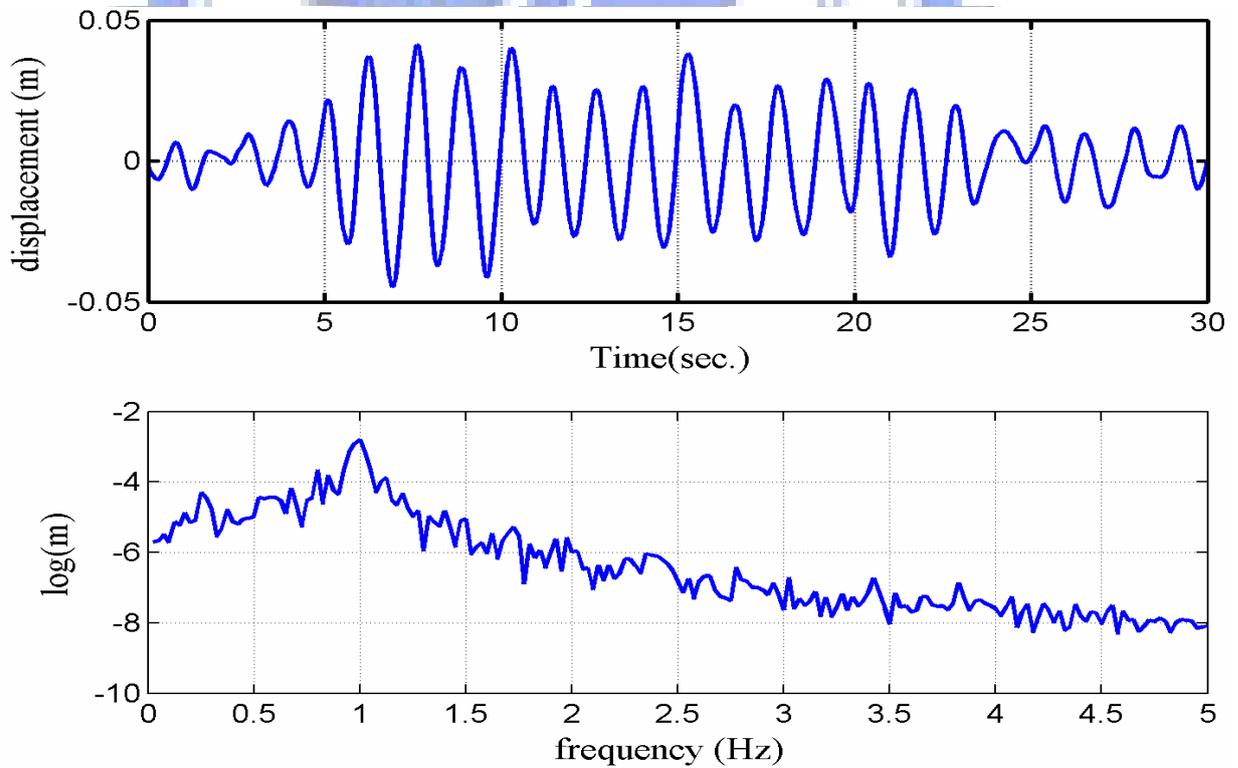


圖 3.39 非線性系統輸出位移反應歷時與頻譜圖

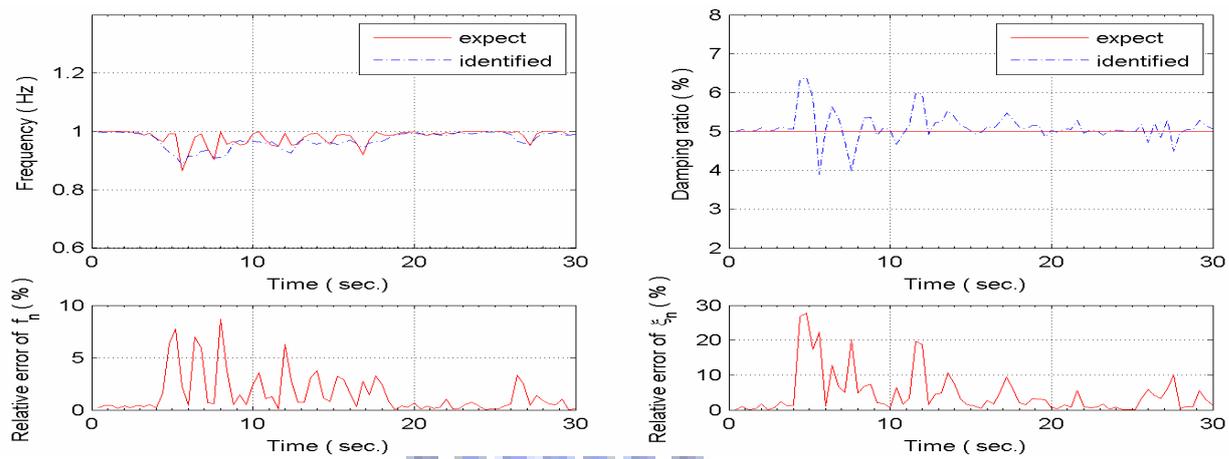


圖 3.40 非線性系統 ( $n=0, L=1$ )

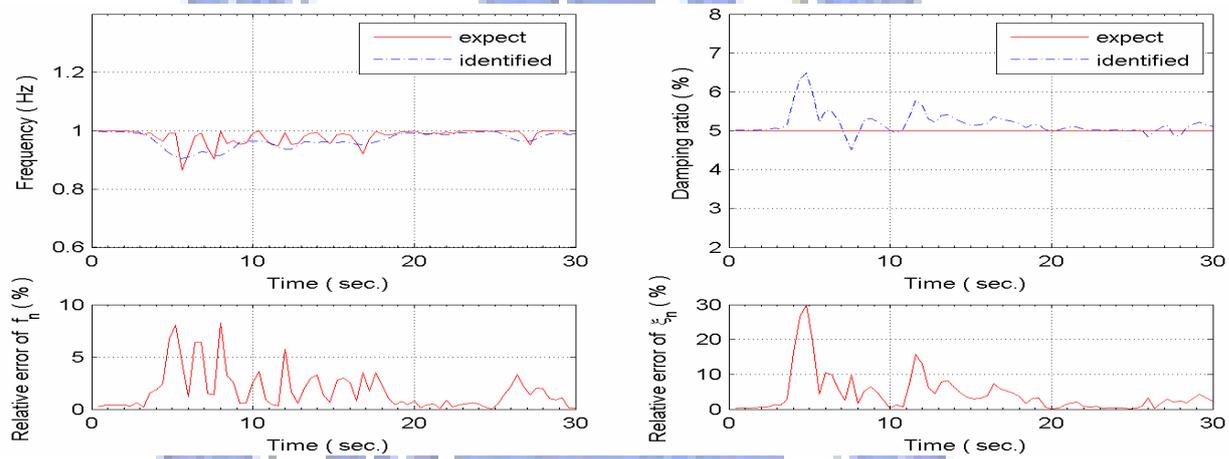


圖 3.41 非線性系統 ( $n=0, L=2$ )

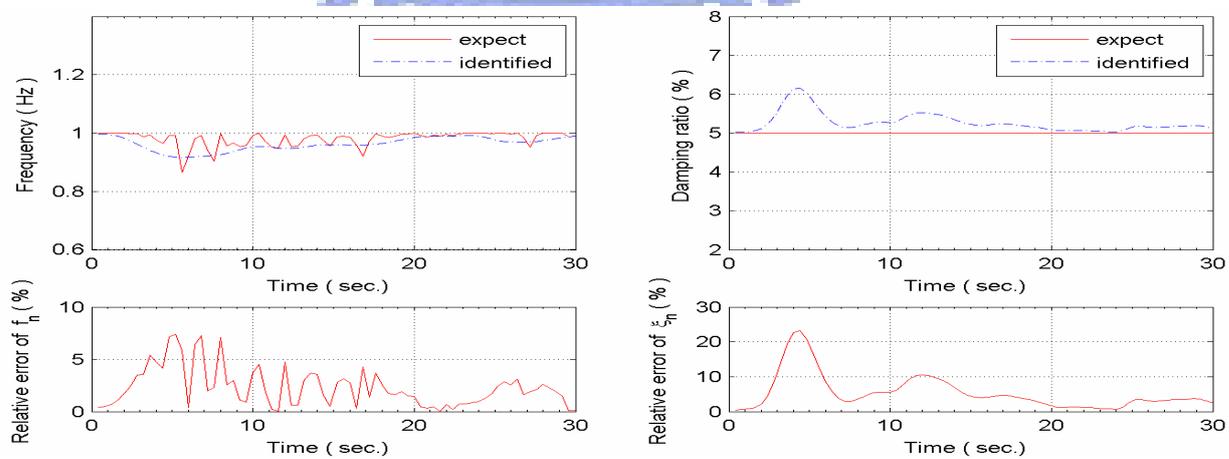


圖 3.42 非線性系統 ( $n=0, L=5$ )

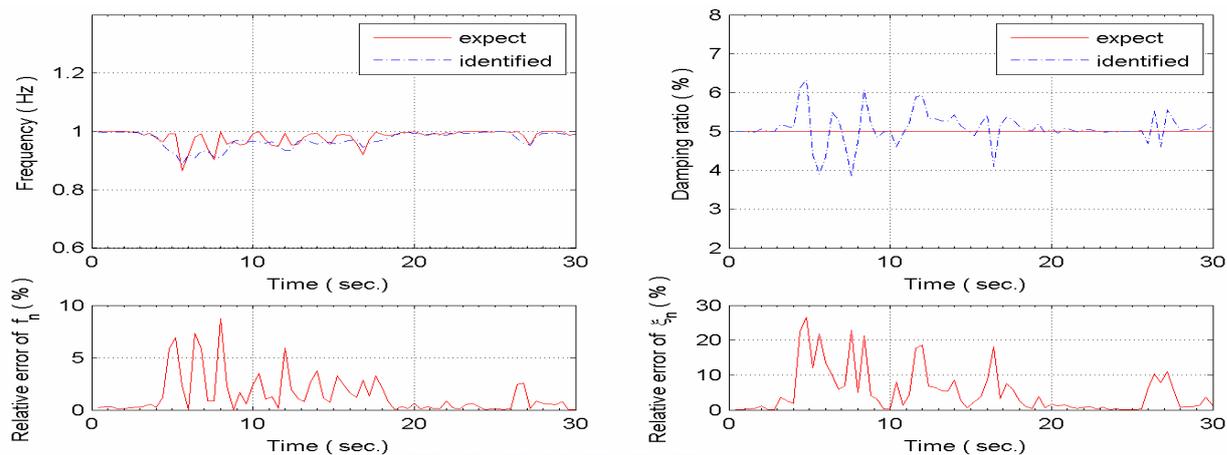


圖 3.43 非線性系統 (n=1, L=1)

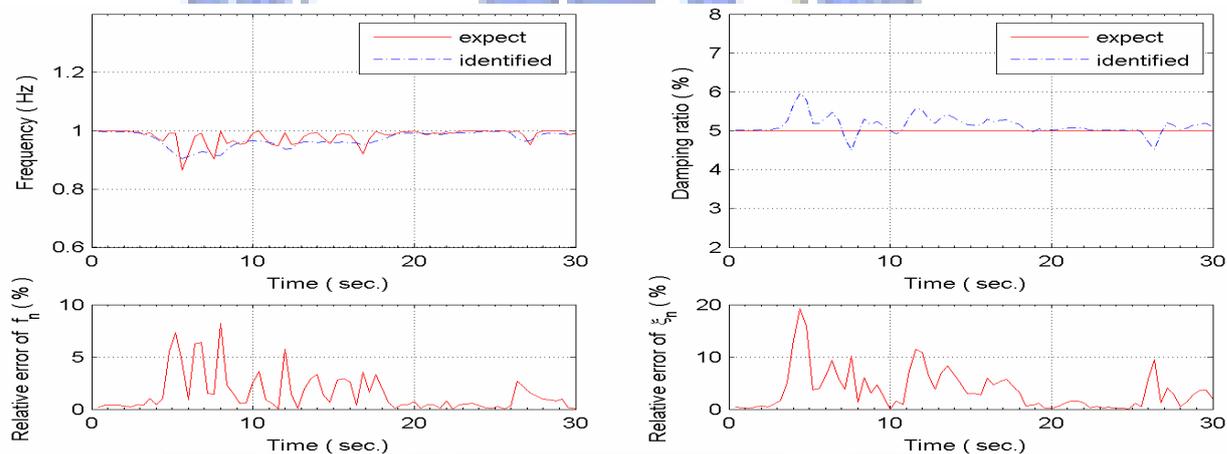


圖 3.44 非線性系統 (n=1, L=2)

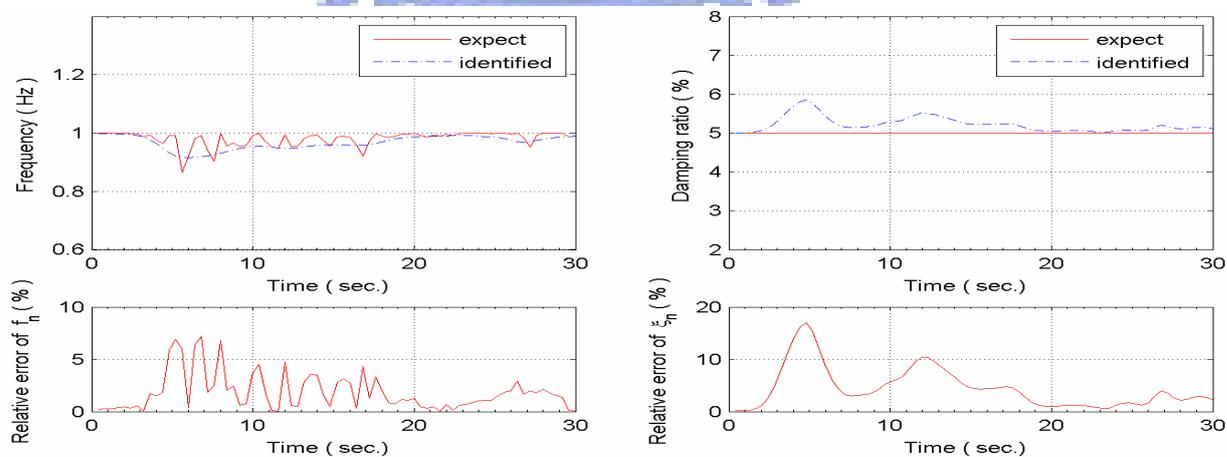


圖 3.45 非線性系統 (n=1, L=5)

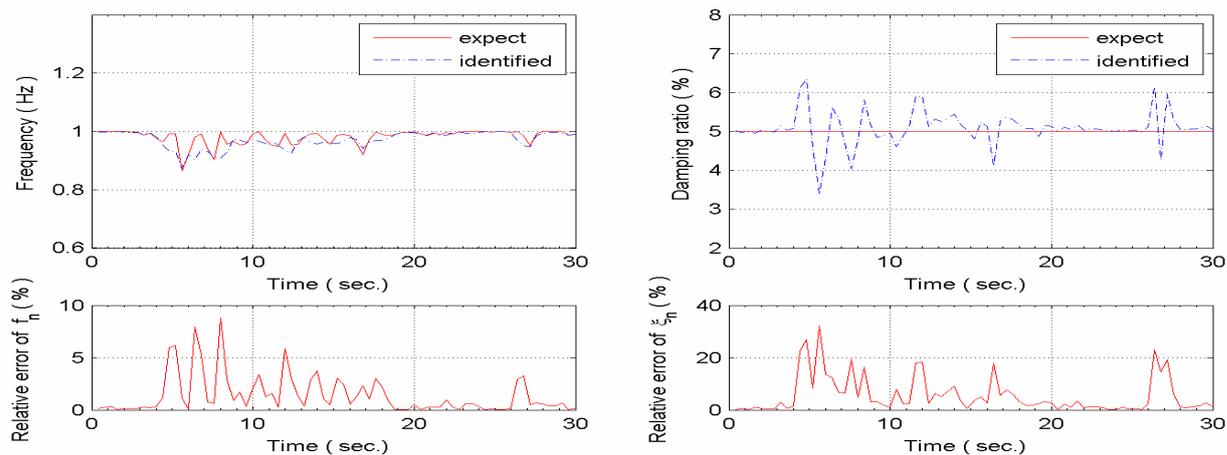


圖 3.46 非線性系統 ( $n=2, L=1$ )

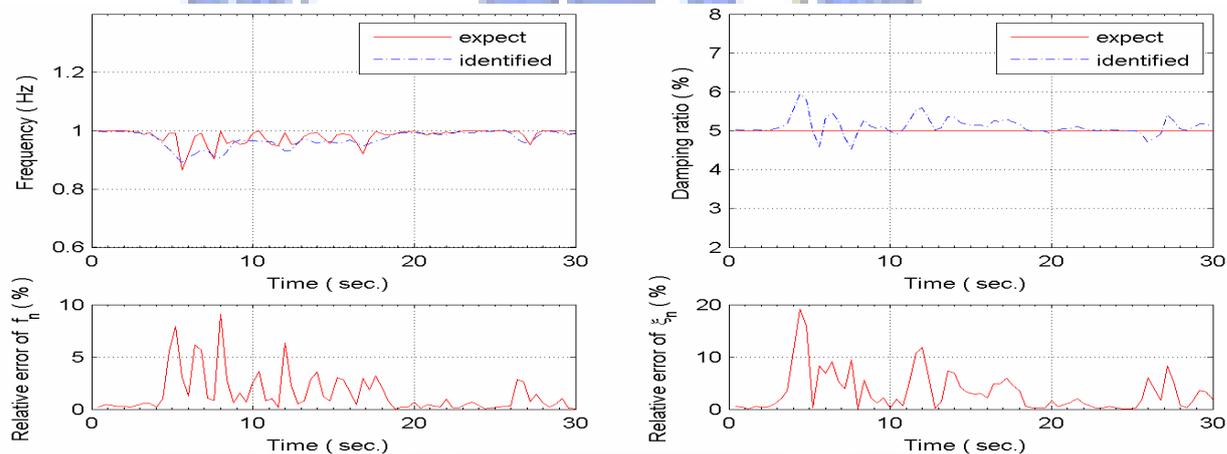


圖 3.47 非線性系統 ( $n=2, L=2$ )

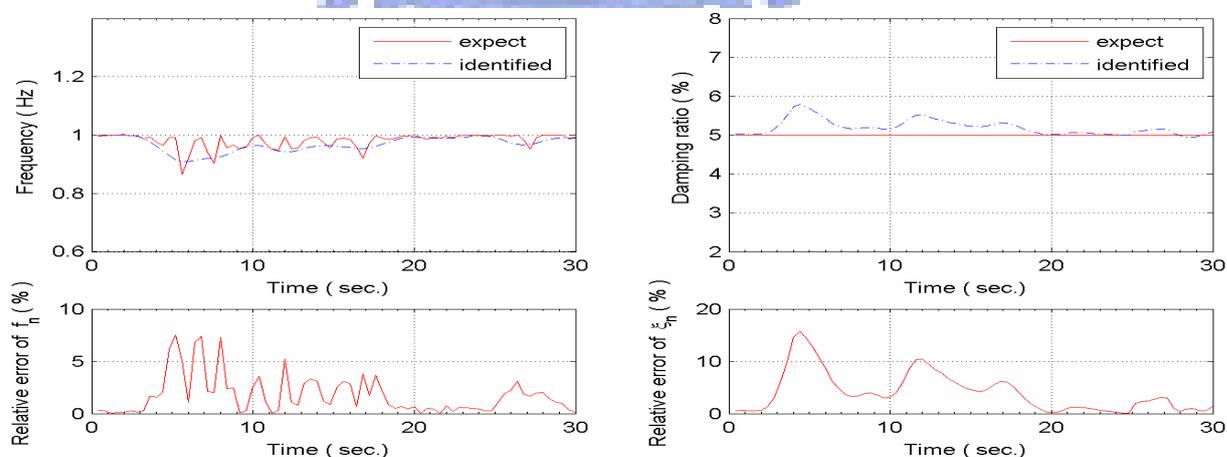


圖 3.48 非線性系統 ( $n=2, L=5$ )

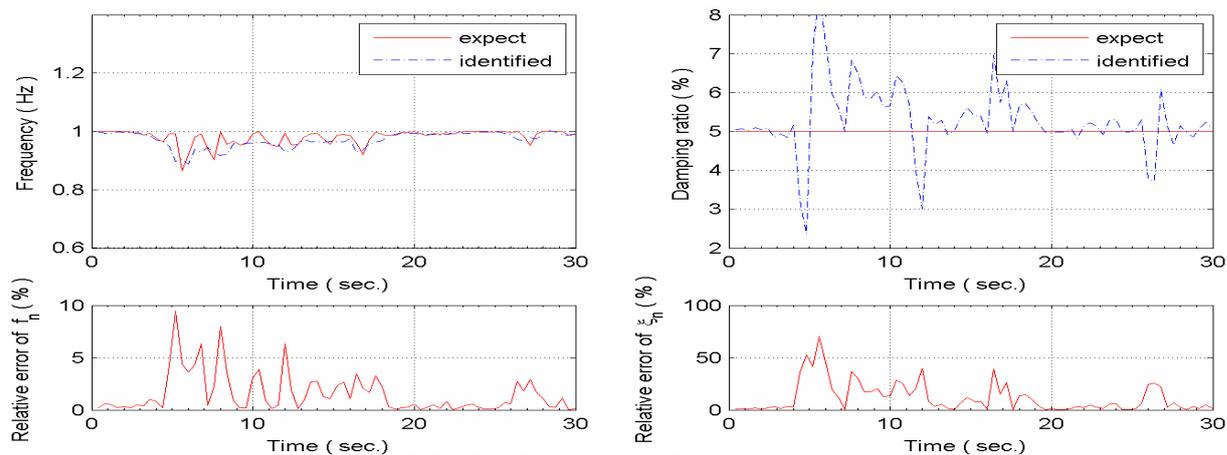


圖 3.49a 非線性系統  $(y_d, f_d) = (4, 5)$  識別結果  $(n=0, L=1)$

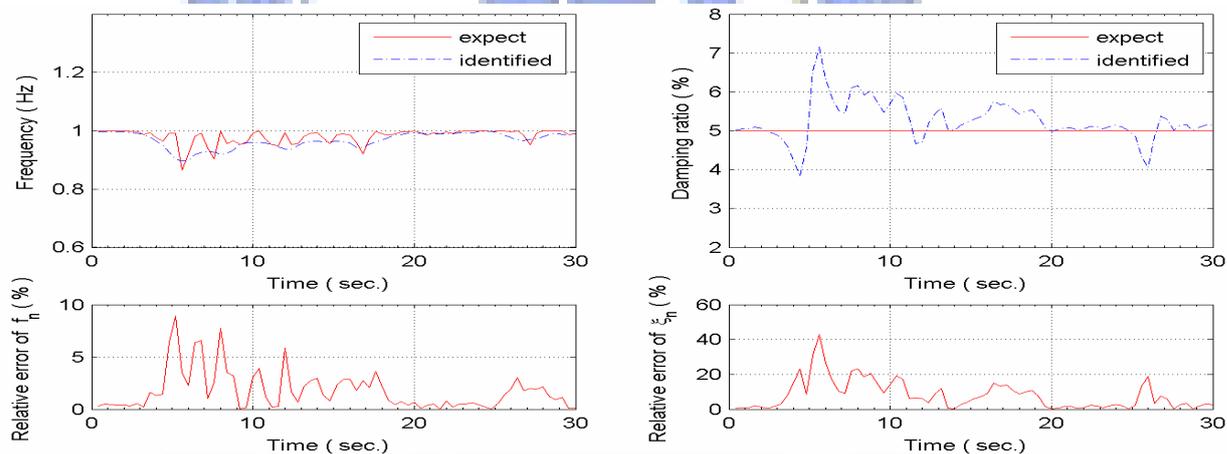


圖 3.49a 非線性系統  $(y_d, f_d) = (4, 5)$  識別結果  $(n=0, L=2)$

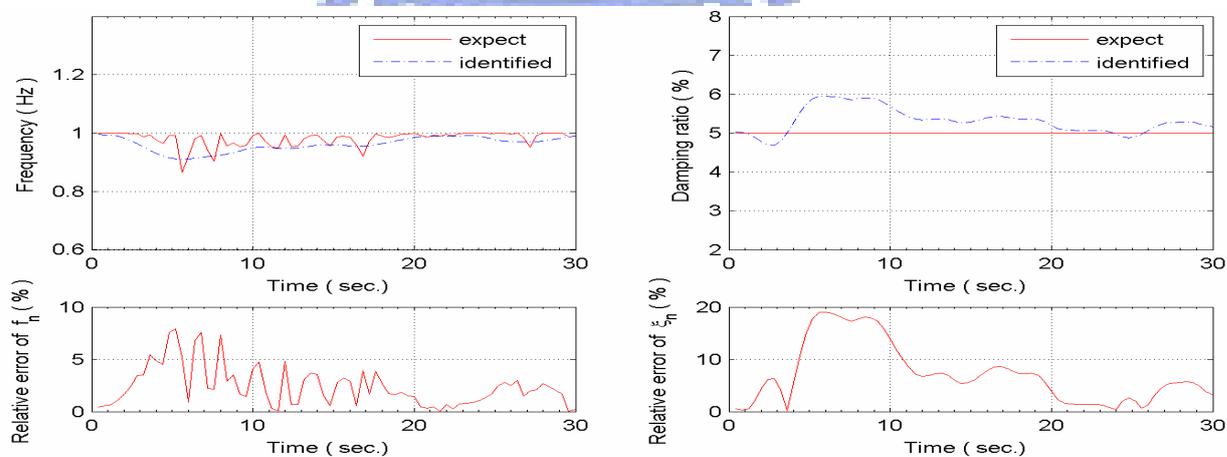


圖 3.49a 非線性系統  $(y_d, f_d) = (4, 5)$  識別結果  $(n=0, L=5)$

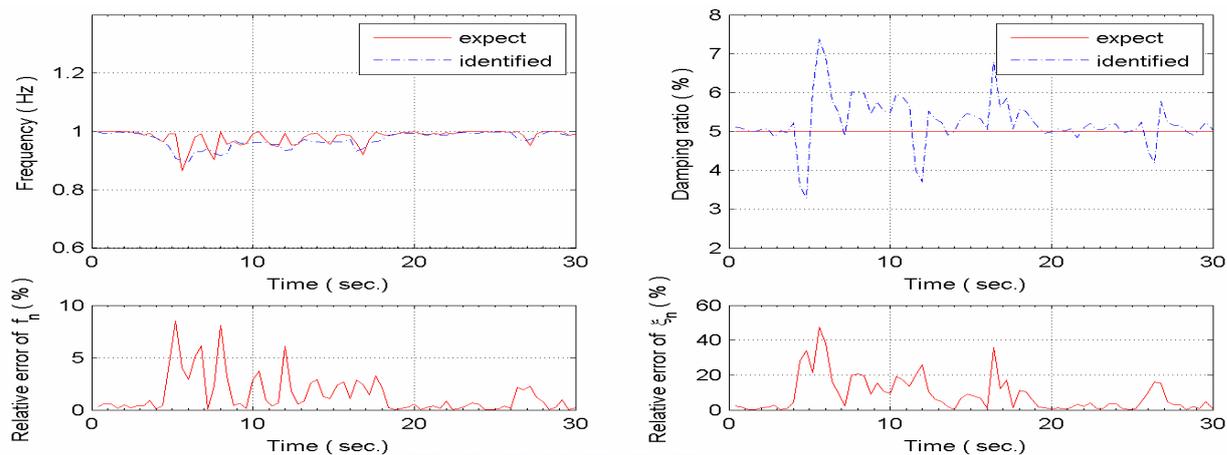


圖 3.49a 非線性系統  $(y_d, f_d) = (4, 5)$  識別結果  $(n=1, L=1)$

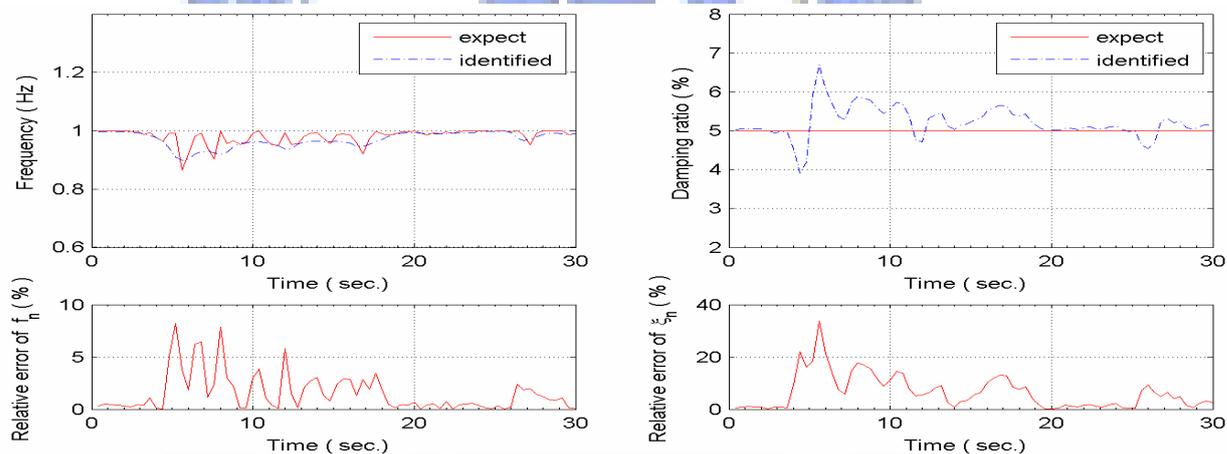


圖 3.49a 非線性系統  $(y_d, f_d) = (4, 5)$  識別結果  $(n=1, L=2)$

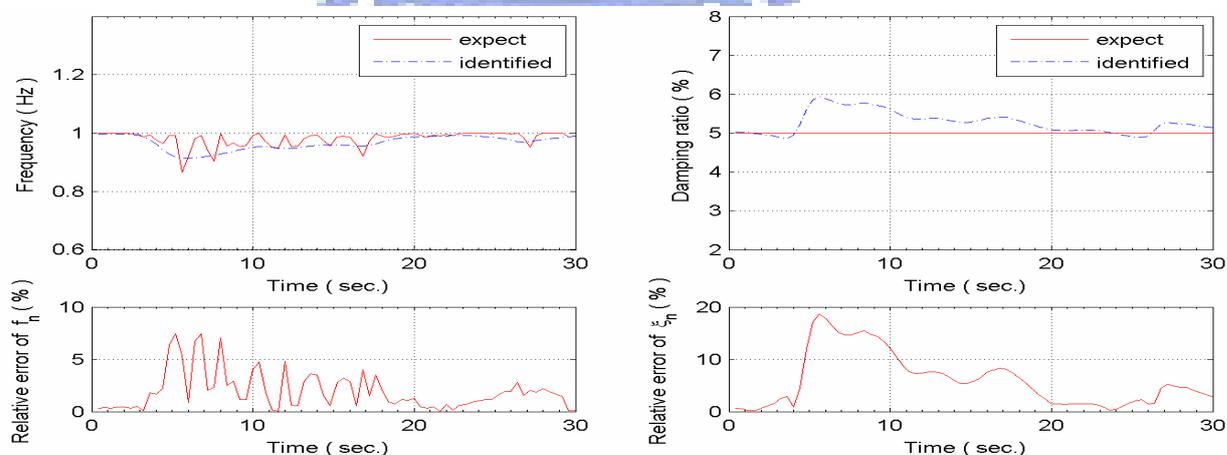


圖 3.49a 非線性系統  $(y_d, f_d) = (4, 5)$  識別結果  $(n=1, L=5)$

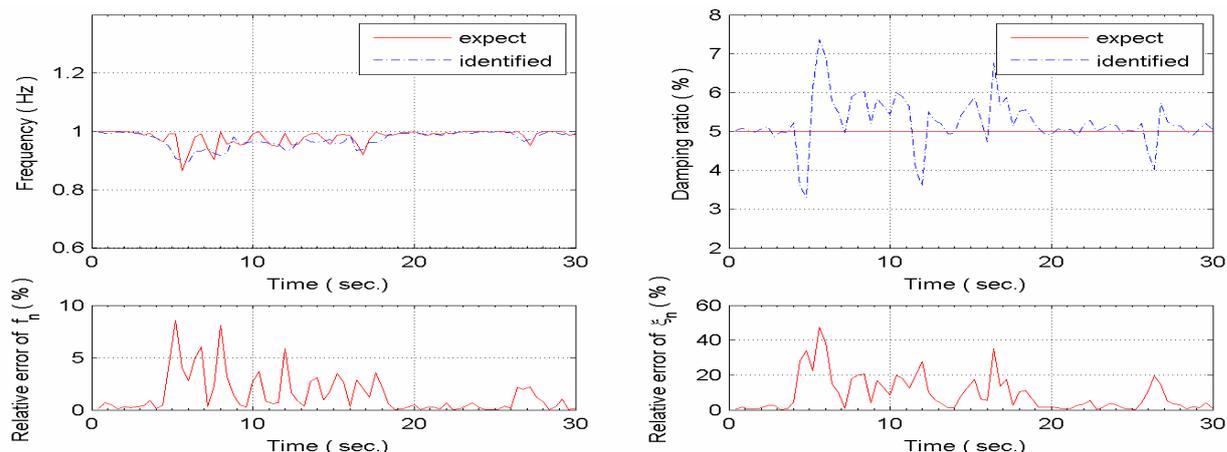


圖 3.49a 非線性系統  $(y_d, f_d) = (4, 5)$  識別結果  $(n=2, L=1)$

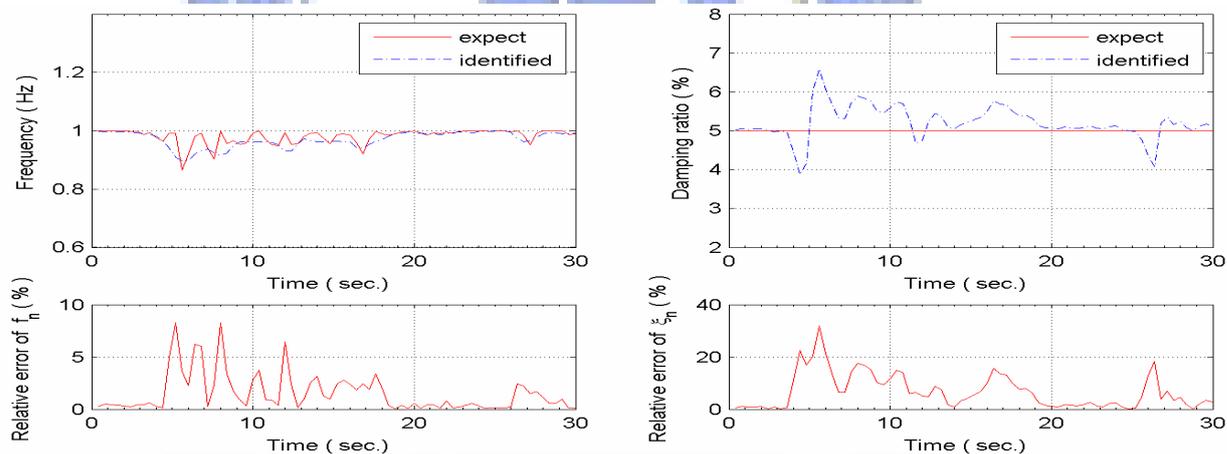


圖 3.49a 非線性系統  $(y_d, f_d) = (4, 5)$  識別結果  $(n=2, L=2)$

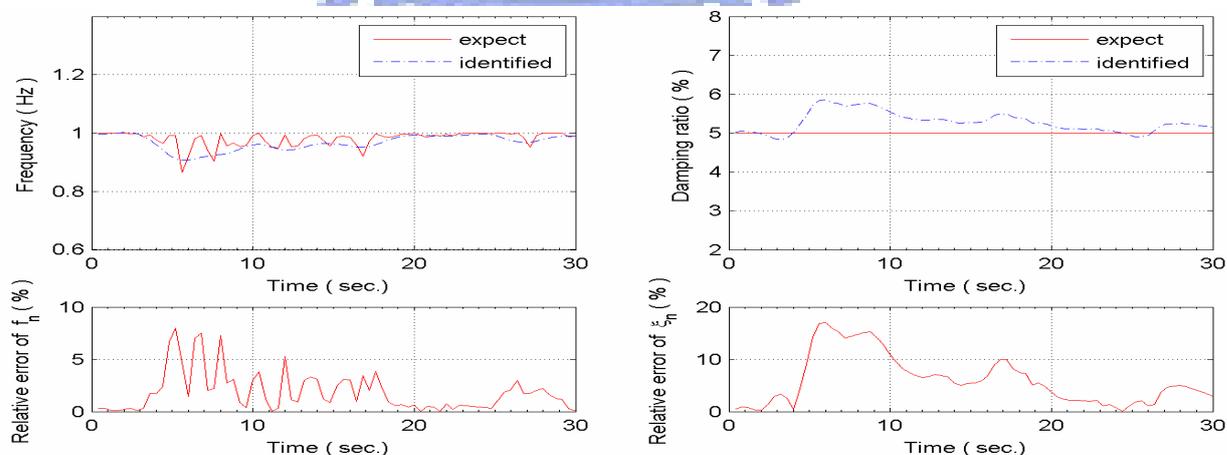


圖 3.49a 非線性系統  $(y_d, f_d) = (4, 5)$  識別結果  $(n=2, L=5)$

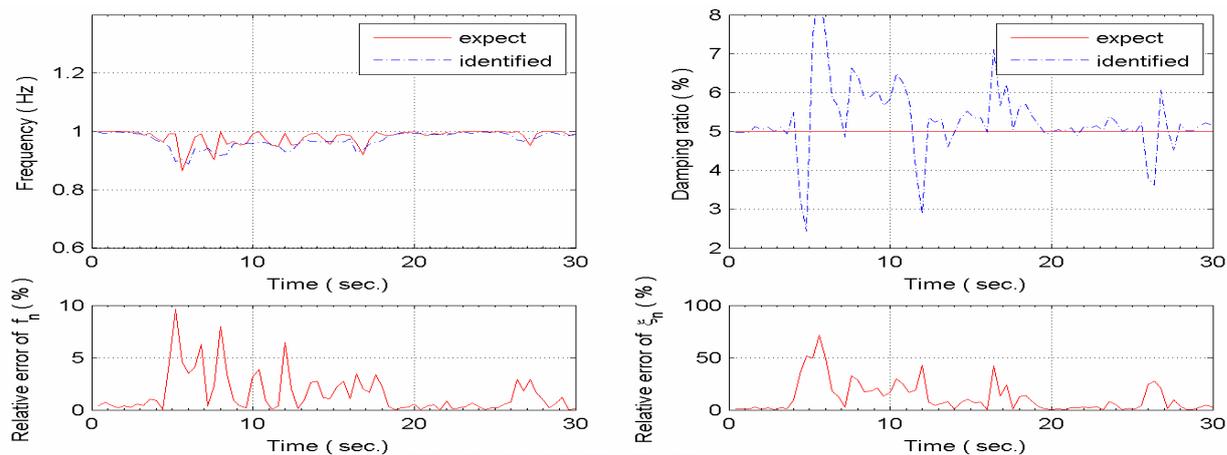


圖 3.49b 非線性系統  $(y_d, f_d) = (6, 7)$  識別結果  $(n=0, L=1)$

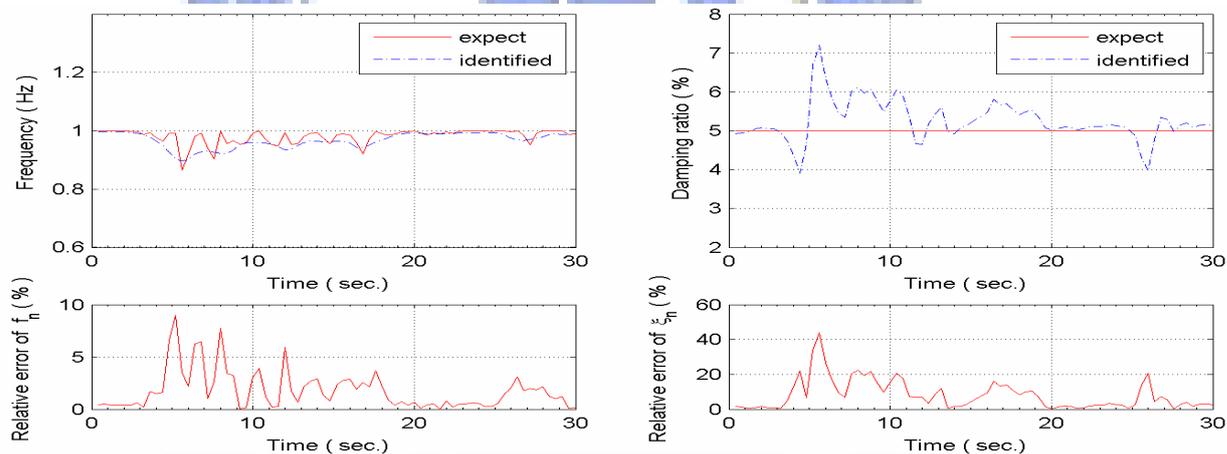


圖 3.49b 非線性系統  $(y_d, f_d) = (6, 7)$  識別結果  $(n=0, L=2)$

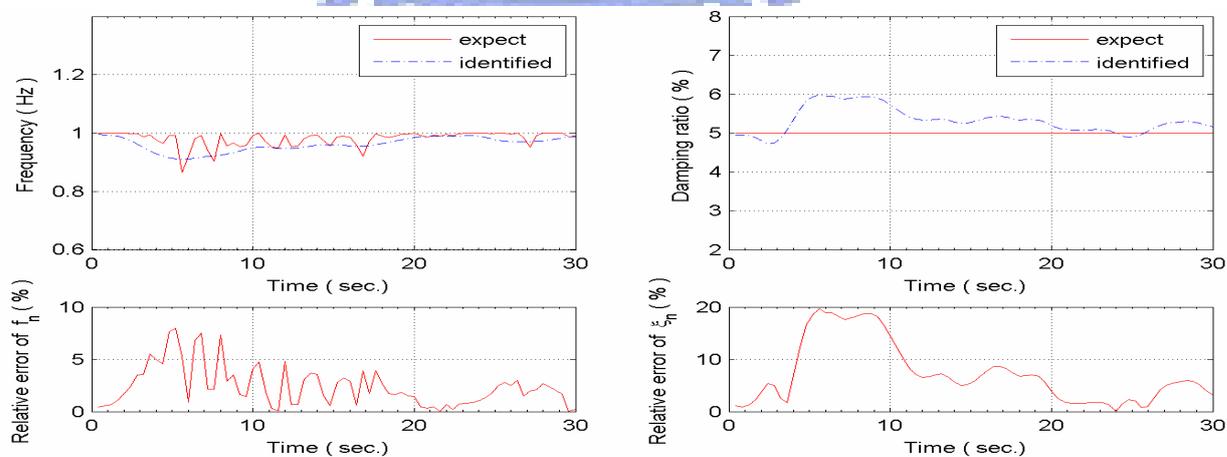


圖 3.49b 非線性系統  $(y_d, f_d) = (6, 7)$  識別結果  $(n=0, L=5)$

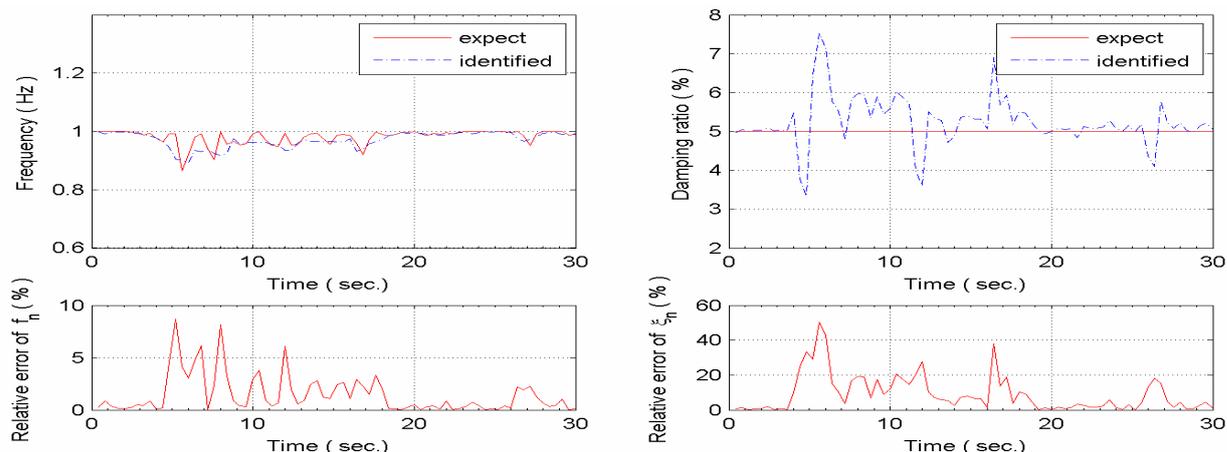


圖 3.49b 非線性系統  $(y_d, f_d) = (6, 7)$  識別結果  $(n=1, L=1)$

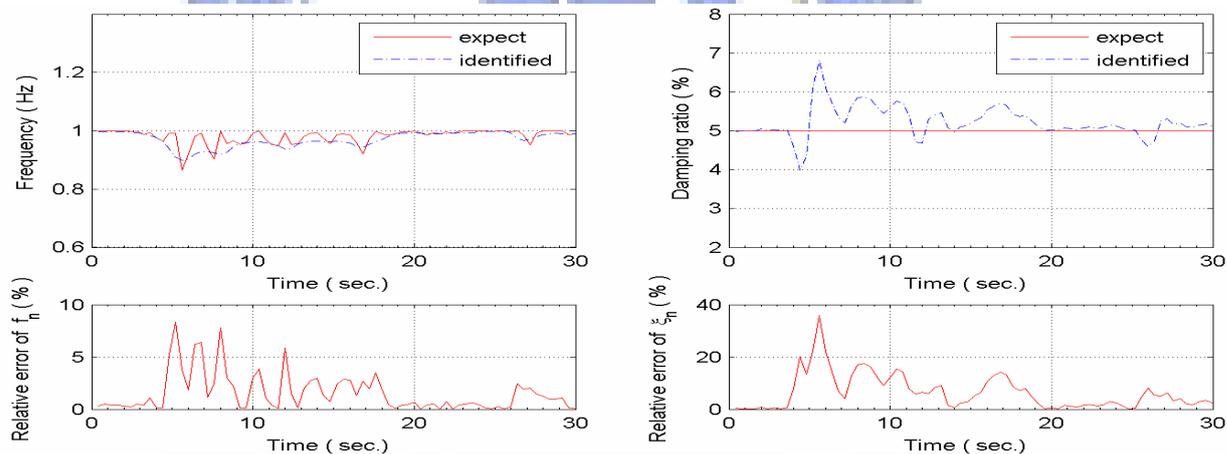


圖 3.49b 非線性系統  $(y_d, f_d) = (6, 7)$  識別結果  $(n=1, L=2)$

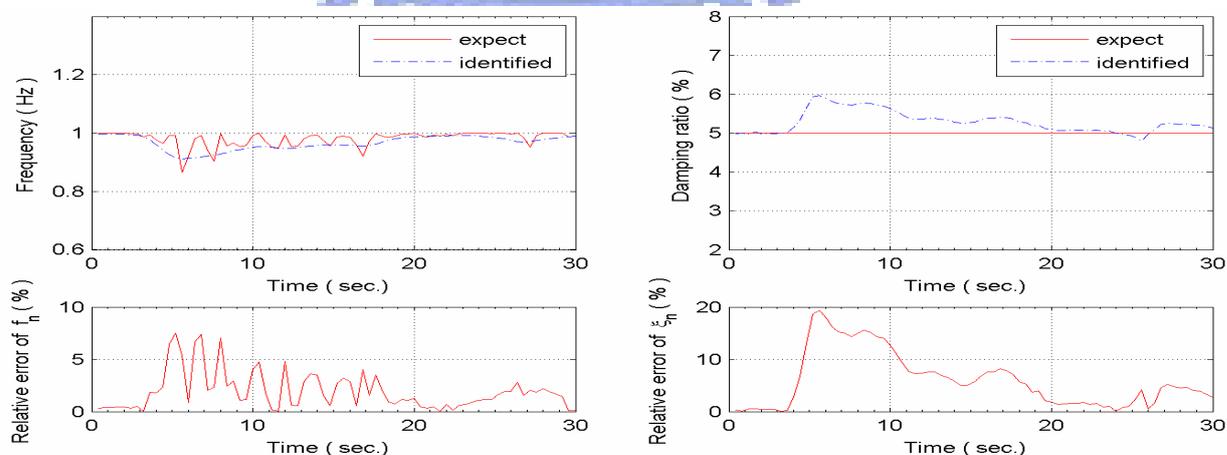


圖 3.49b 非線性系統  $(y_d, f_d) = (6, 7)$  識別結果  $(n=1, L=5)$

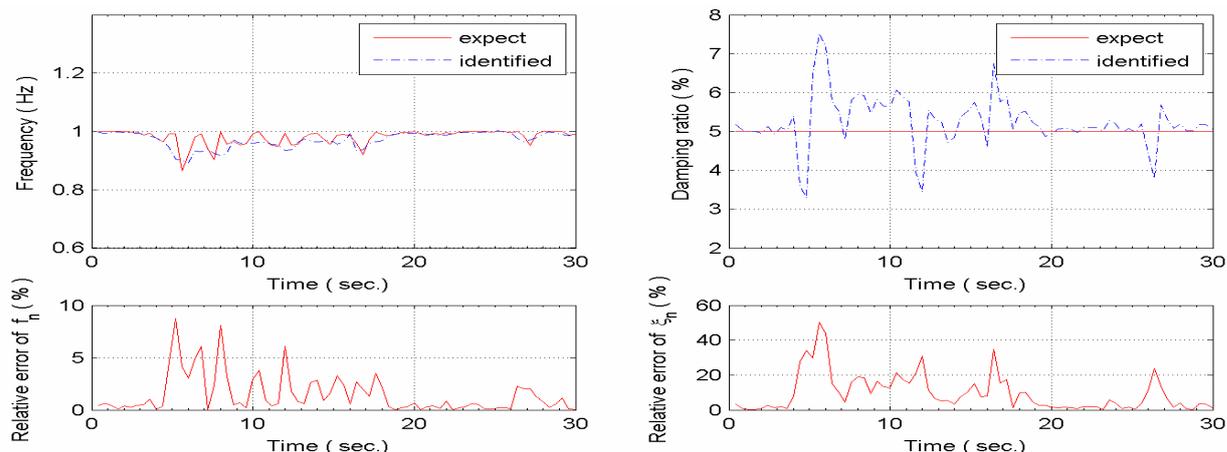


圖 3.49b 非線性系統  $(y_d, f_d) = (6, 7)$  識別結果 ( $n=2, L=1$ )

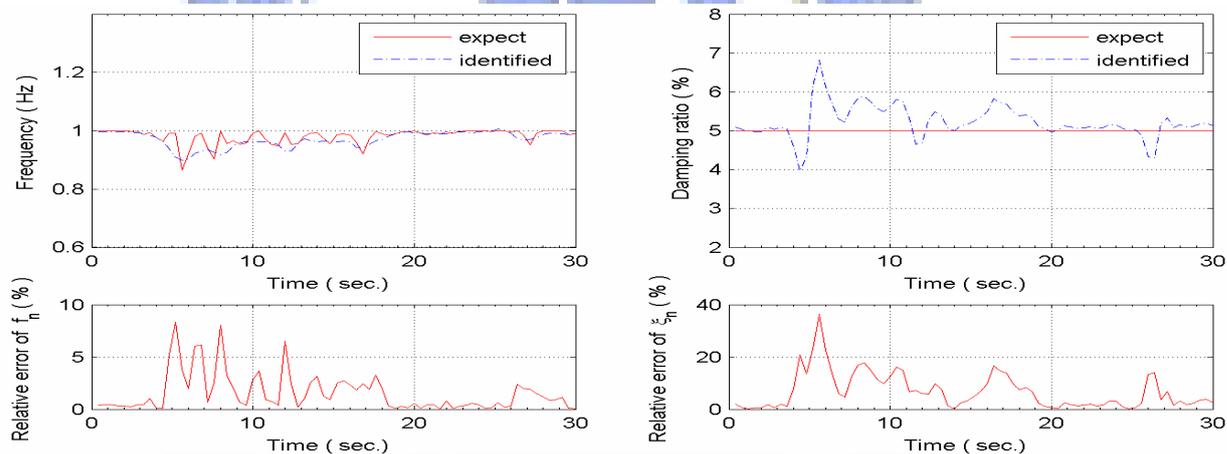


圖 3.49b 非線性系統  $(y_d, f_d) = (6, 7)$  識別結果 ( $n=2, L=2$ )

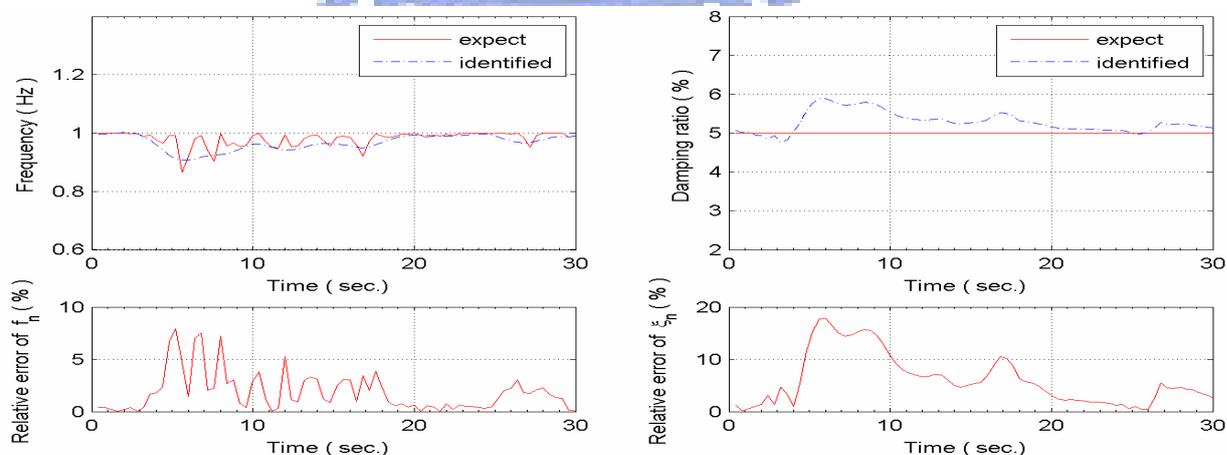


圖 3.49b 非線性系統  $(y_d, f_d) = (6, 7)$  識別結果 ( $n=2, L=5$ )

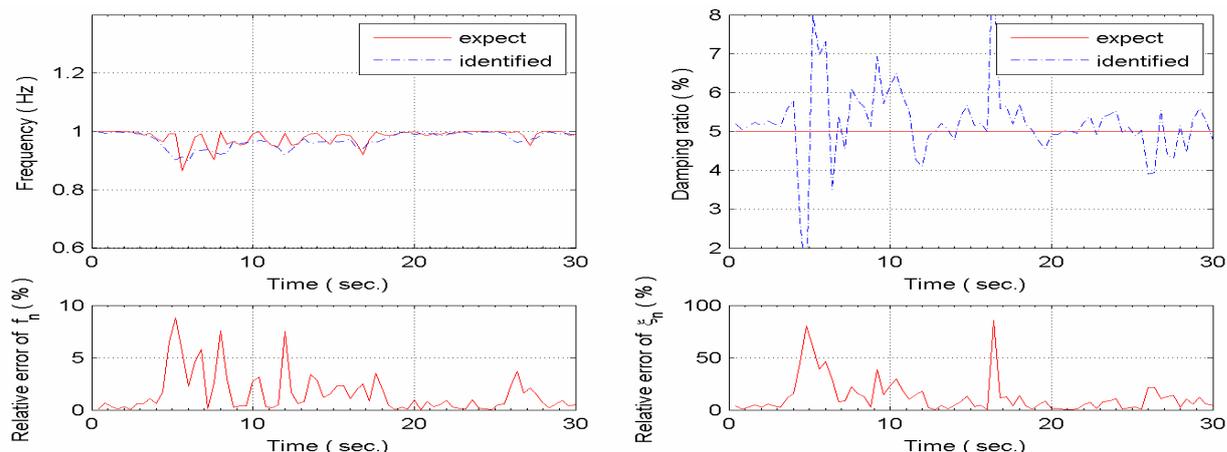


圖 3.49c 非線性系統  $(y_d, f_d) = (8, 9)$  識別結果  $(n=0, L=1)$

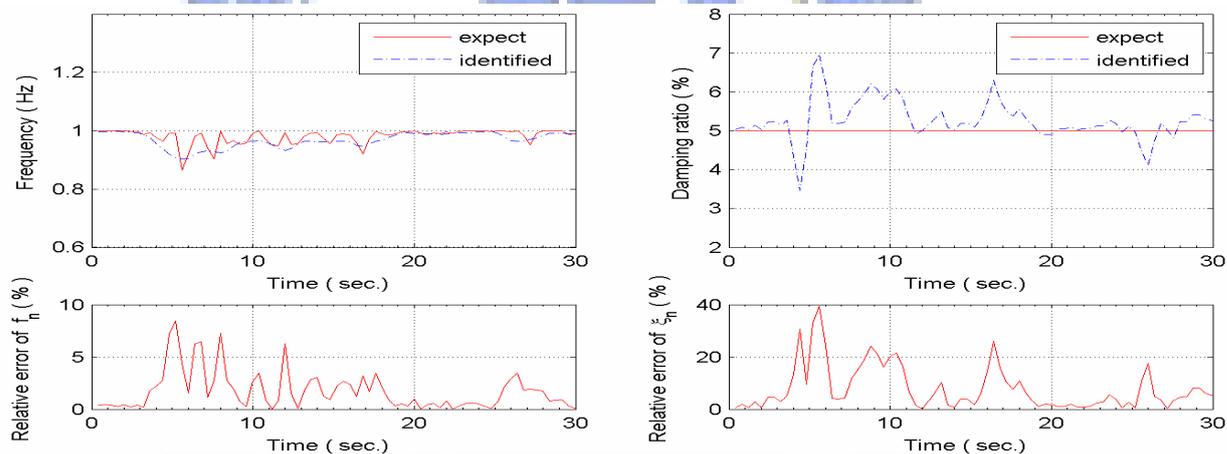


圖 3.49c 非線性系統  $(y_d, f_d) = (8, 9)$  識別結果  $(n=0, L=2)$

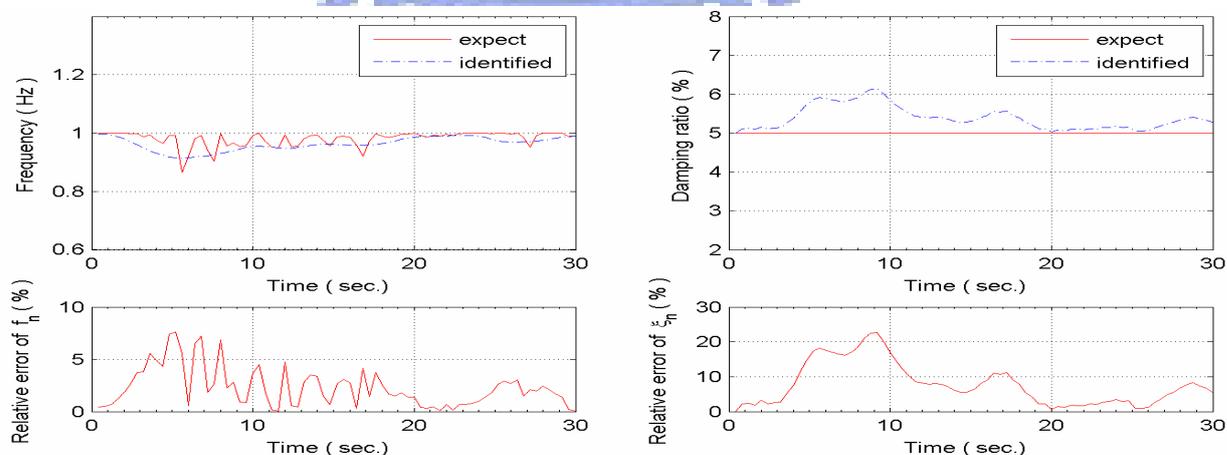


圖 3.49c 非線性系統  $(y_d, f_d) = (8, 9)$  識別結果  $(n=0, L=5)$

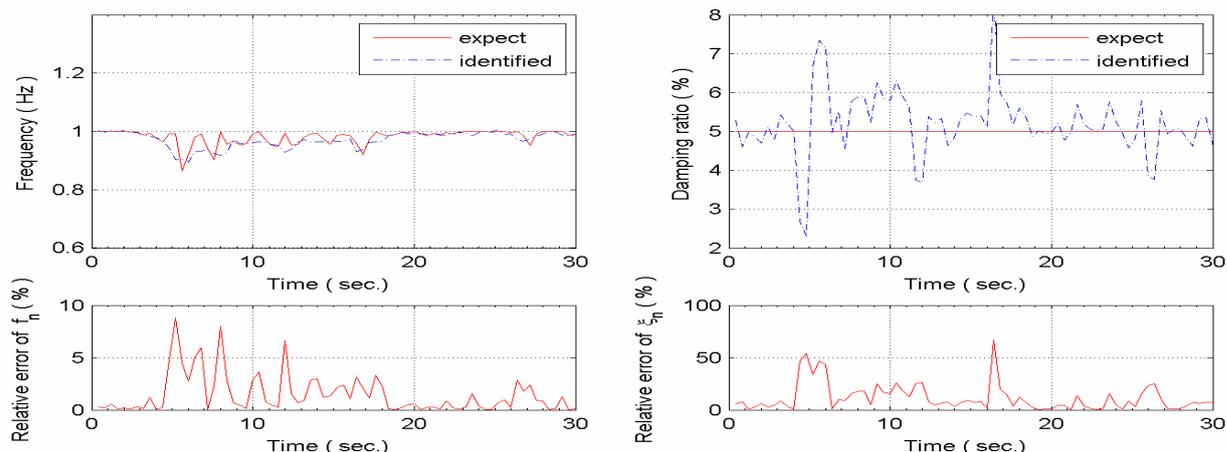


圖 3.49c 非線性系統  $(y_d, f_d) = (8, 9)$  識別結果  $(n=1, L=1)$

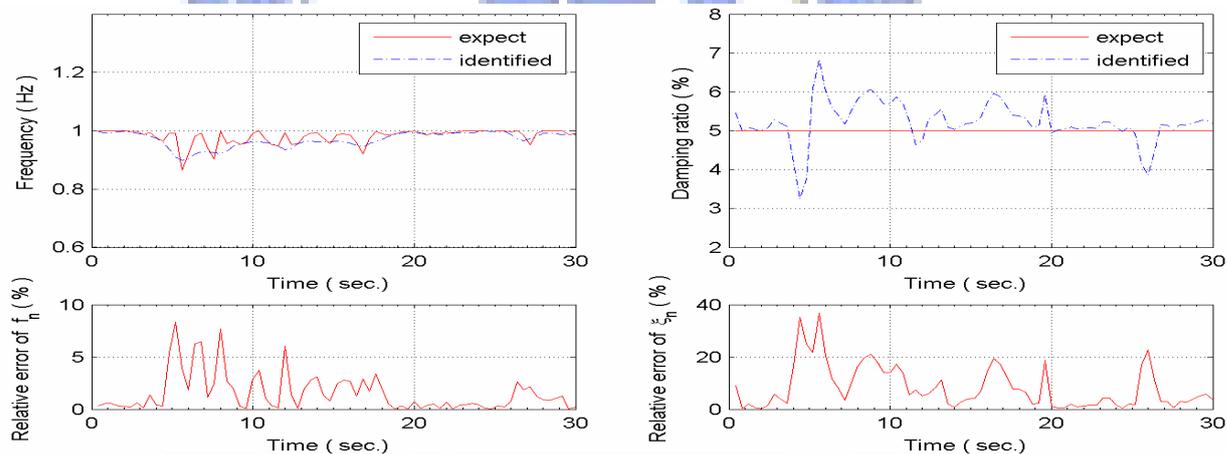


圖 3.49c 非線性系統  $(y_d, f_d) = (8, 9)$  識別結果  $(n=1, L=2)$

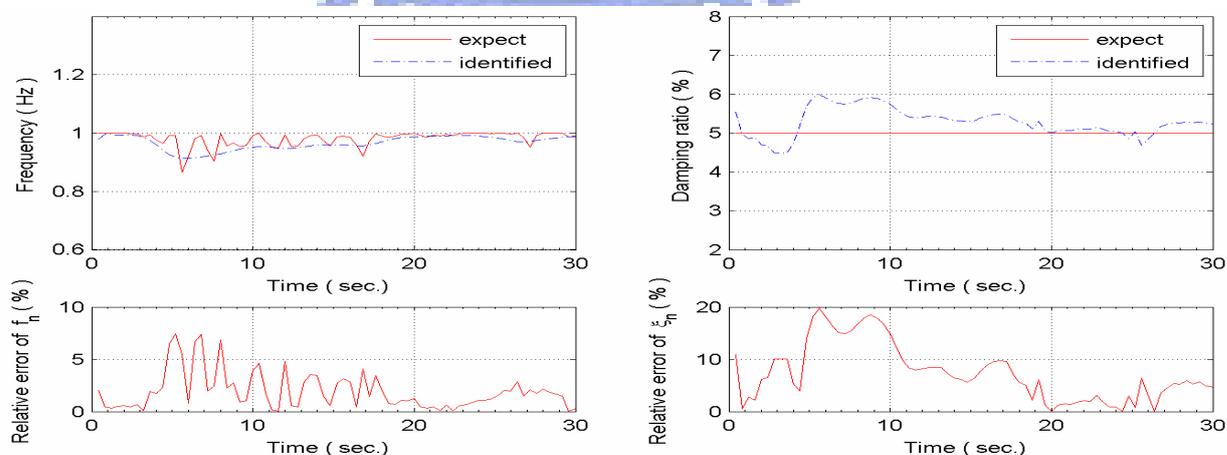


圖 3.49c 非線性系統  $(y_d, f_d) = (8, 9)$  識別結果  $(n=1, L=5)$

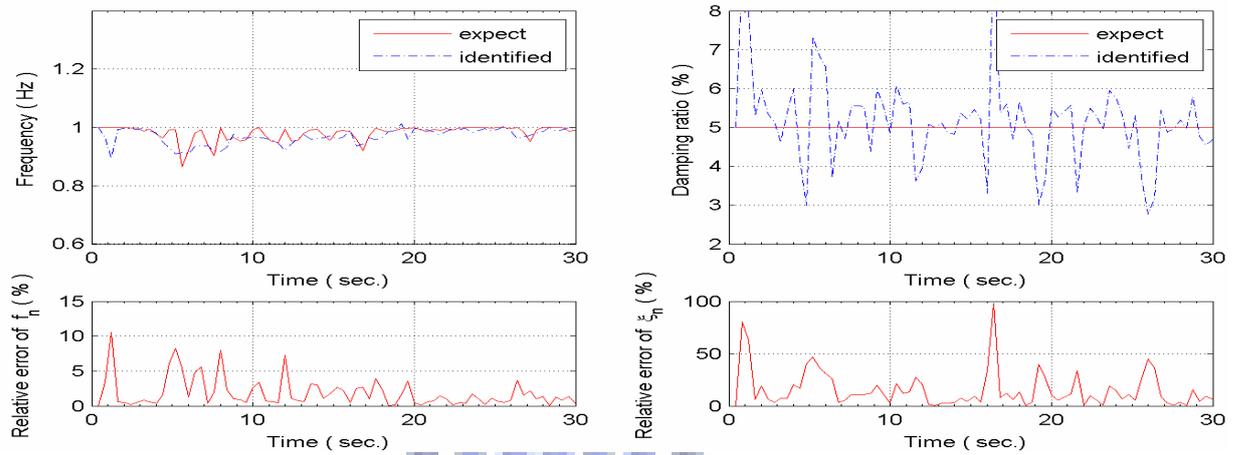


圖 3.49c 非線性系統  $(y_d, f_d) = (8, 9)$  識別結果  $(n=2, L=1)$

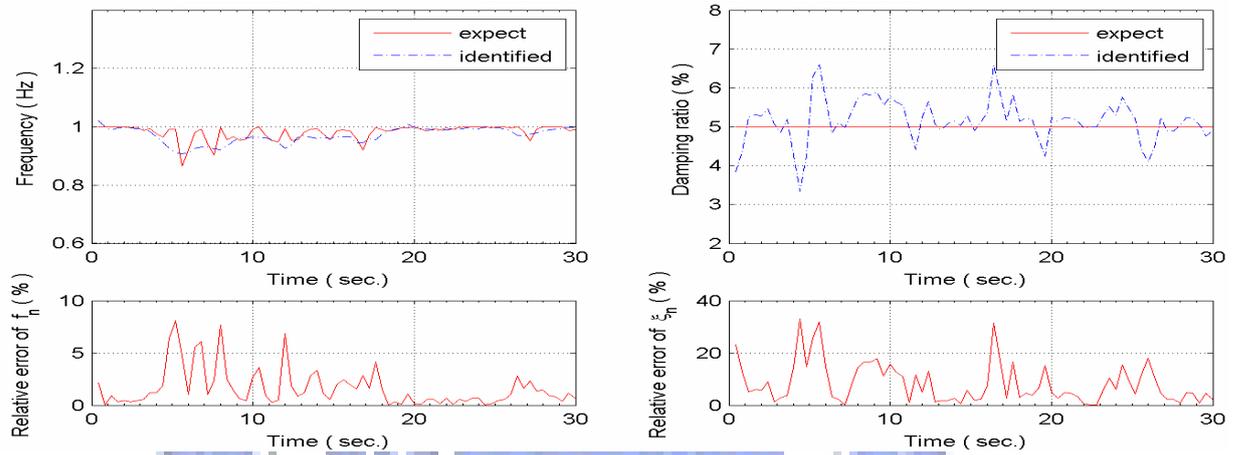


圖 3.49c 非線性系統  $(y_d, f_d) = (8, 9)$  識別結果  $(n=2, L=2)$

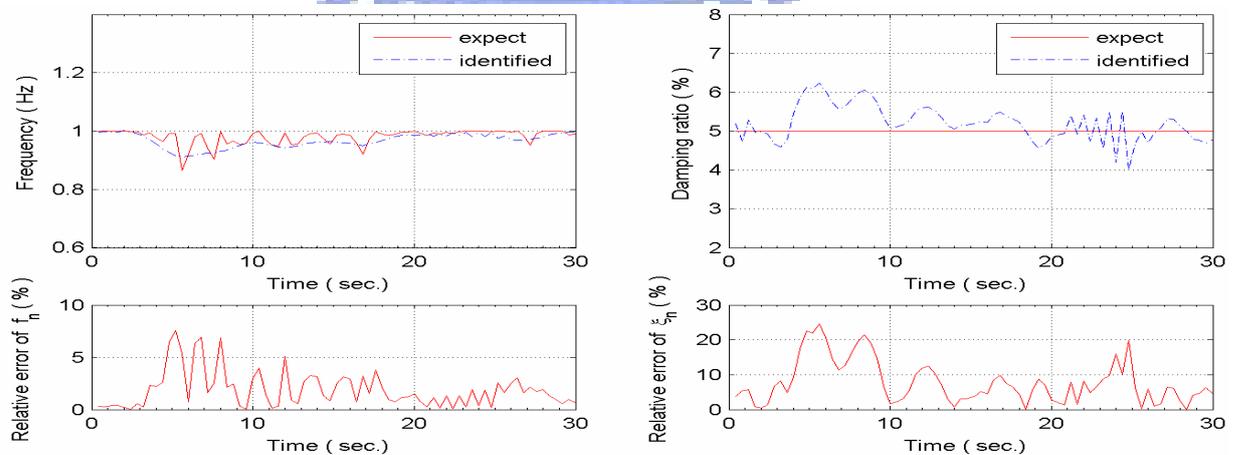


圖 3.49c 非線性系統  $(y_d, f_d) = (8, 9)$  識別結果  $(n=2, L=5)$

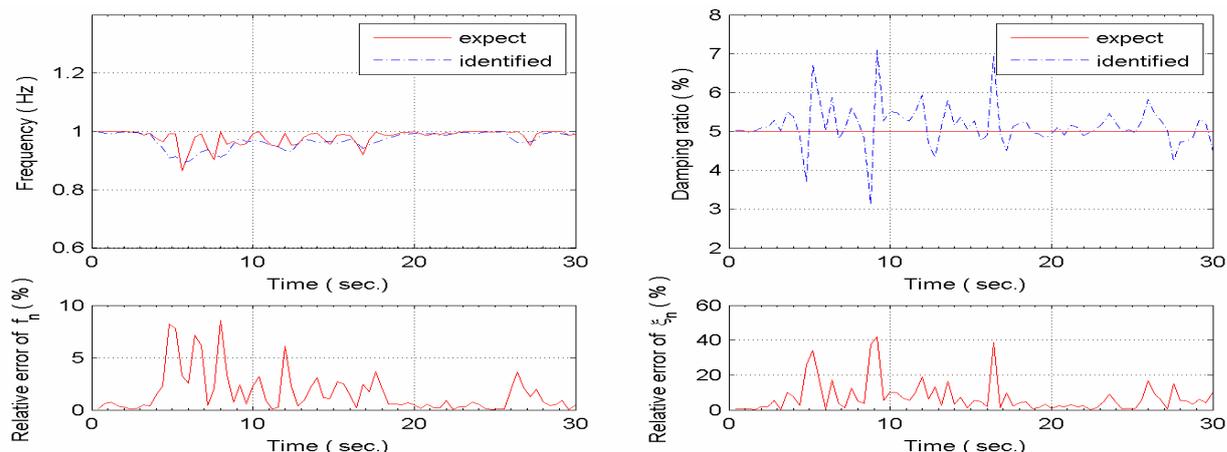


圖 3.49d 非線性系統  $(y_d, f_d) = (10, 11)$  識別結果 ( $n=0, L=1$ )

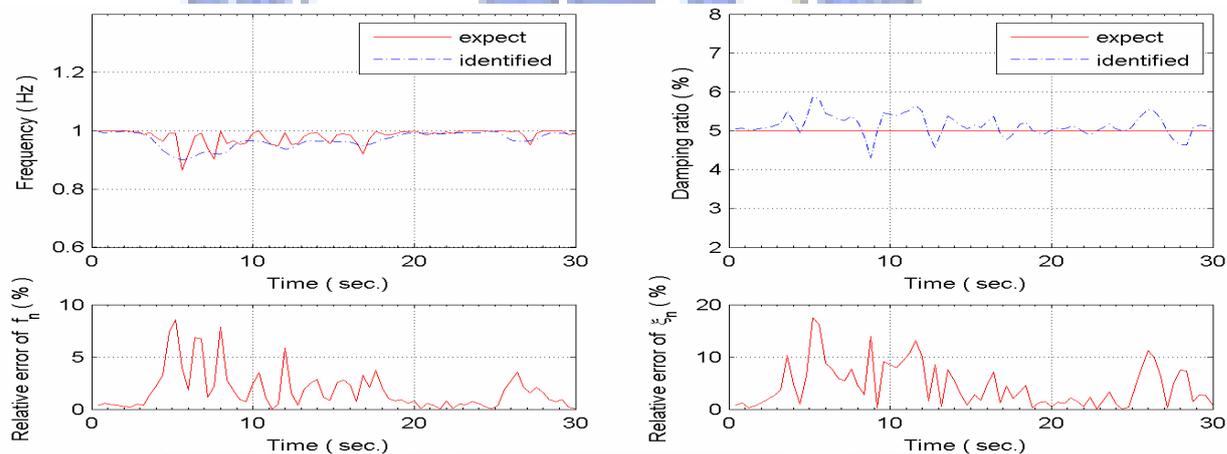


圖 3.49d 非線性系統  $(y_d, f_d) = (10, 11)$  識別結果 ( $n=0, L=2$ )

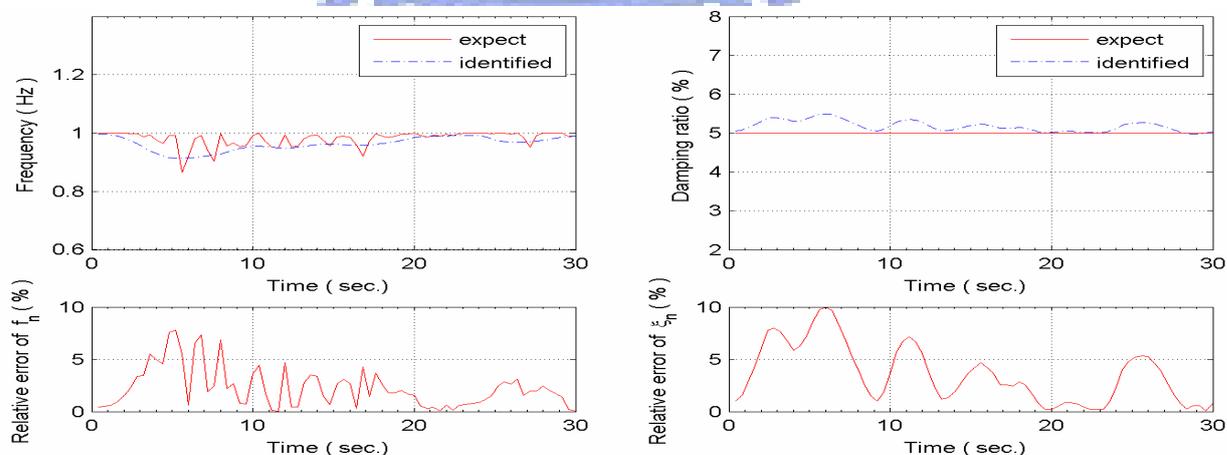


圖 3.49d 非線性系統  $(y_d, f_d) = (10, 11)$  識別結果 ( $n=0, L=5$ )

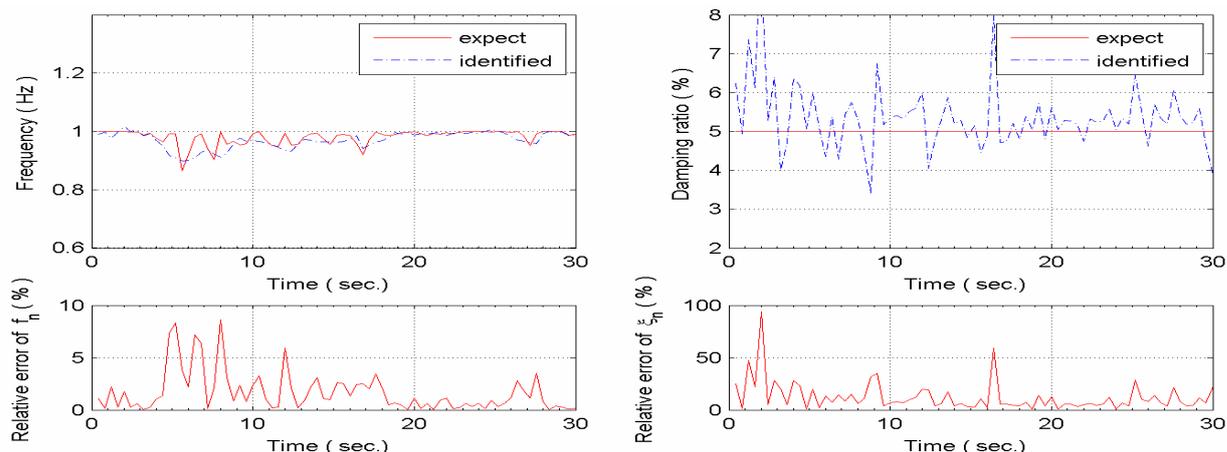


圖 3.49d 非線性系統  $(y_d, f_d) = (10, 11)$  識別結果 ( $n=1, L=1$ )

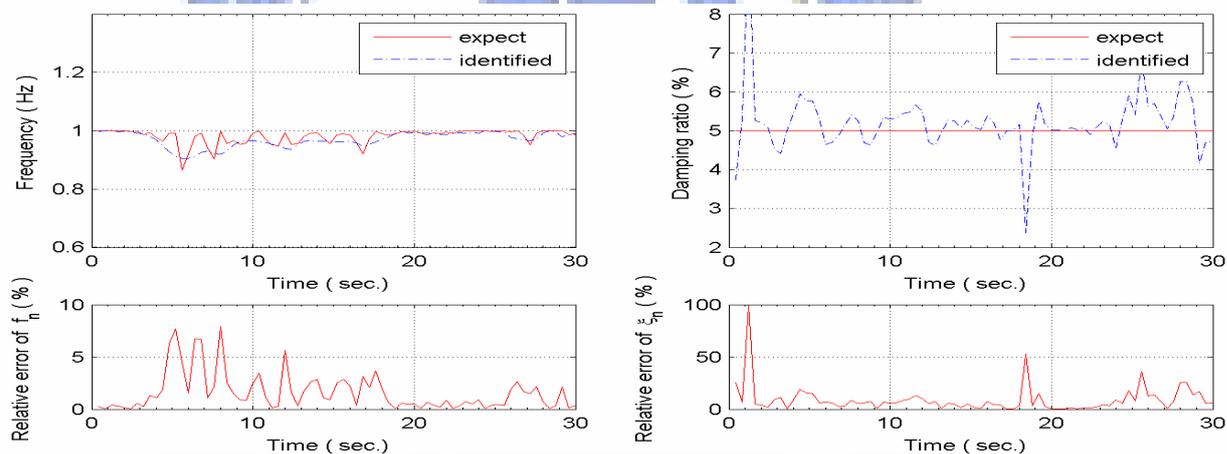


圖 3.49d 非線性系統  $(y_d, f_d) = (10, 11)$  識別結果 ( $n=1, L=2$ )

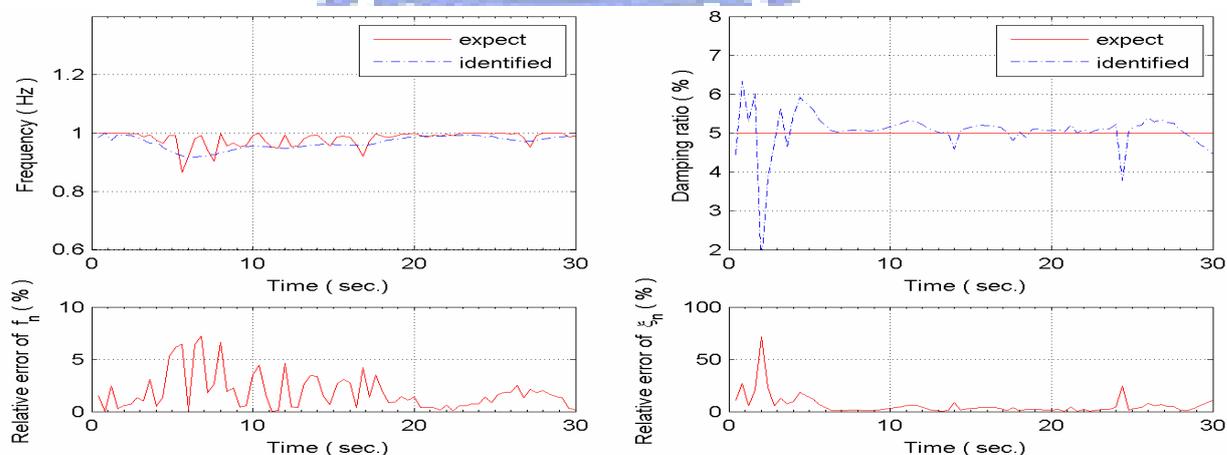


圖 3.49d 非線性系統  $(y_d, f_d) = (10, 11)$  識別結果 ( $n=1, L=5$ )

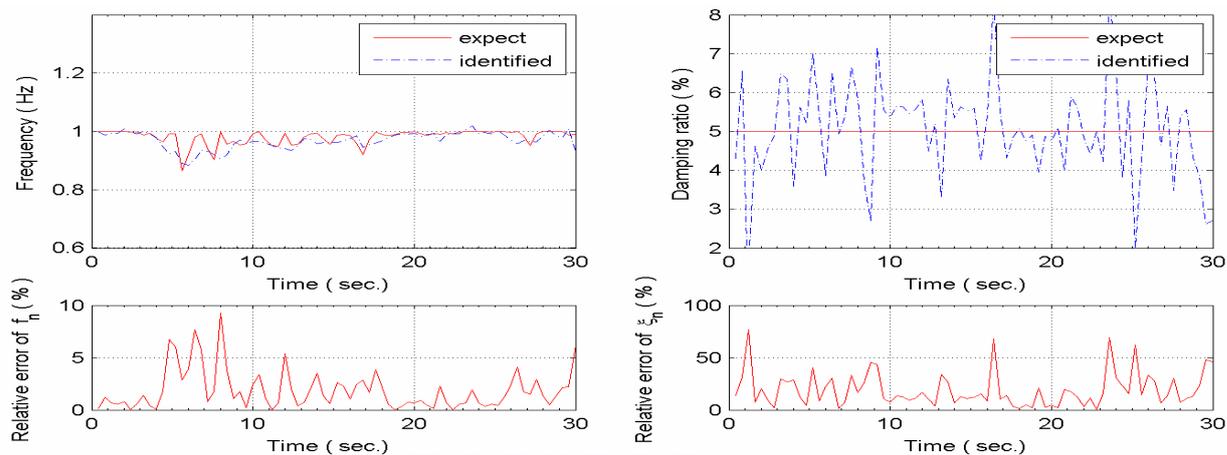


圖 3.49d 非線性系統  $(y_d, f_d) = (10, 11)$  識別結果 ( $n=2, L=1$ )

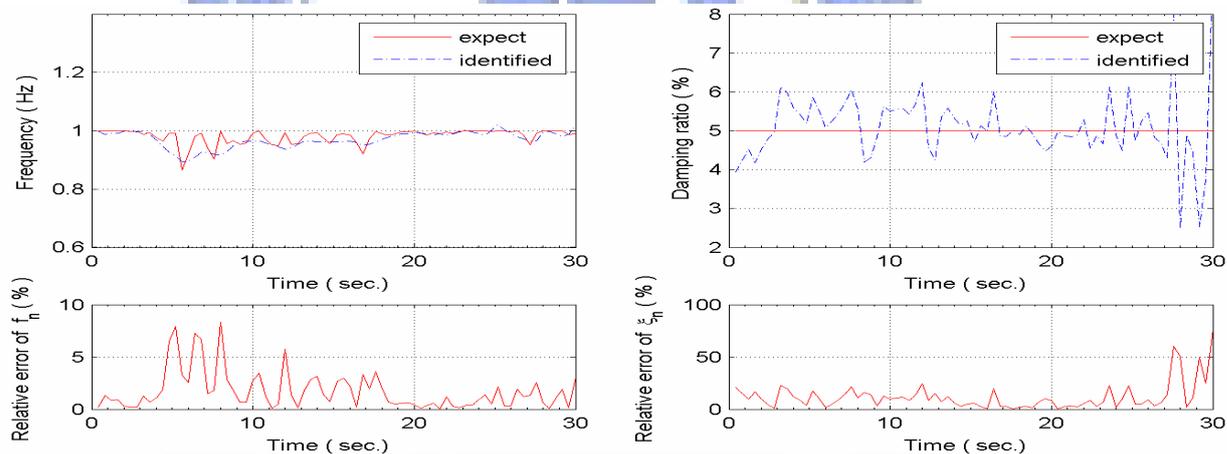


圖 3.49d 非線性系統  $(y_d, f_d) = (10, 11)$  識別結果 ( $n=2, L=2$ )

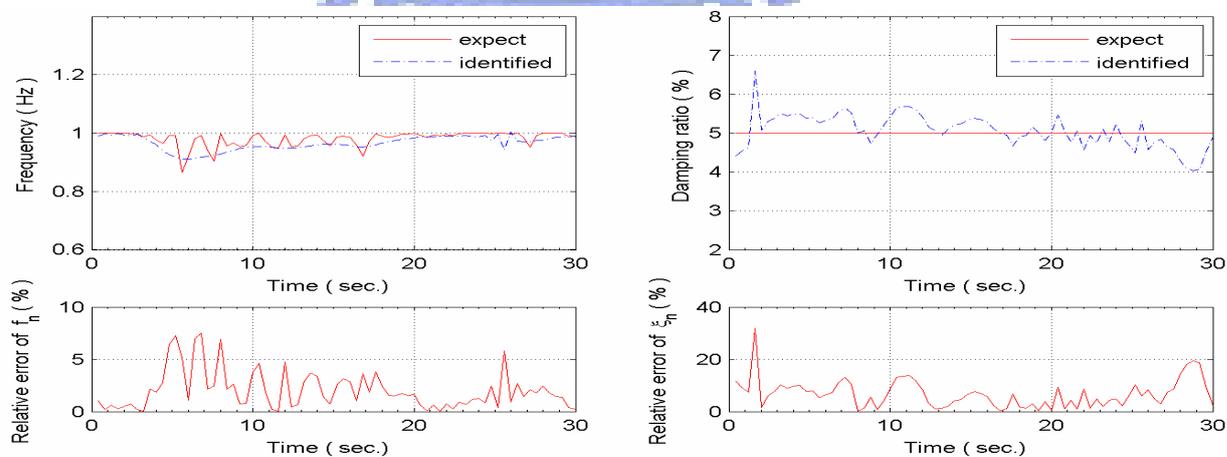


圖 3.49d 非線性系統  $(y_d, f_d) = (10, 11)$  識別結果統 ( $n=2, L=5$ )

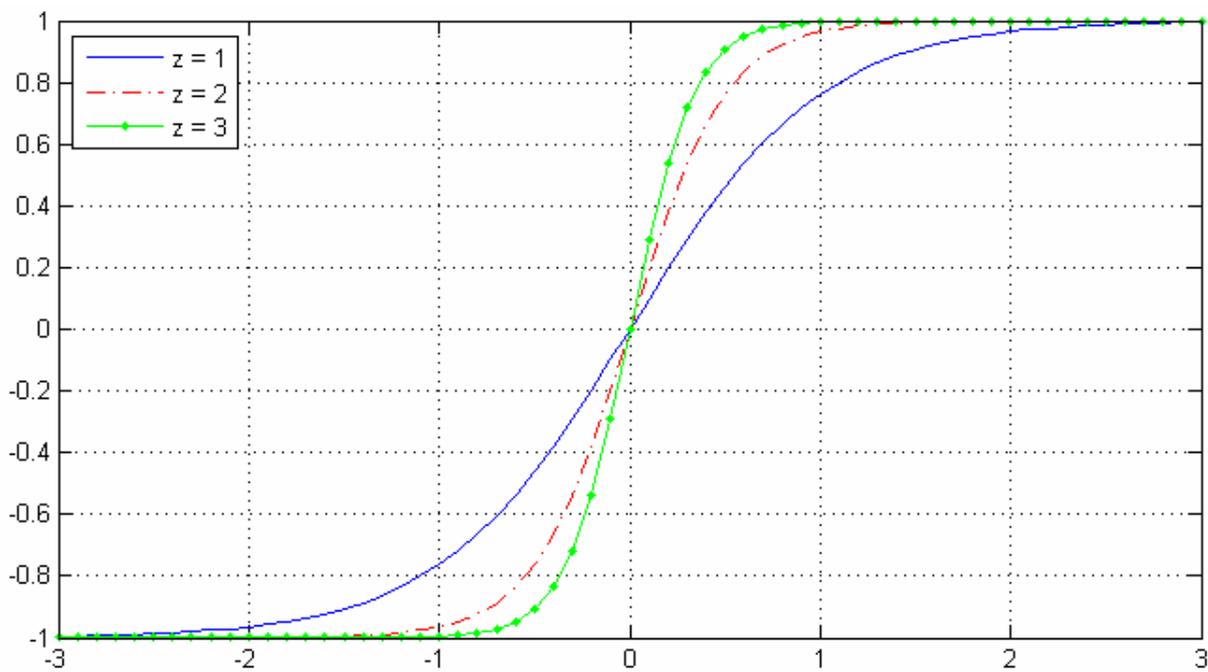


圖 3.50 雙曲正切轉換函數



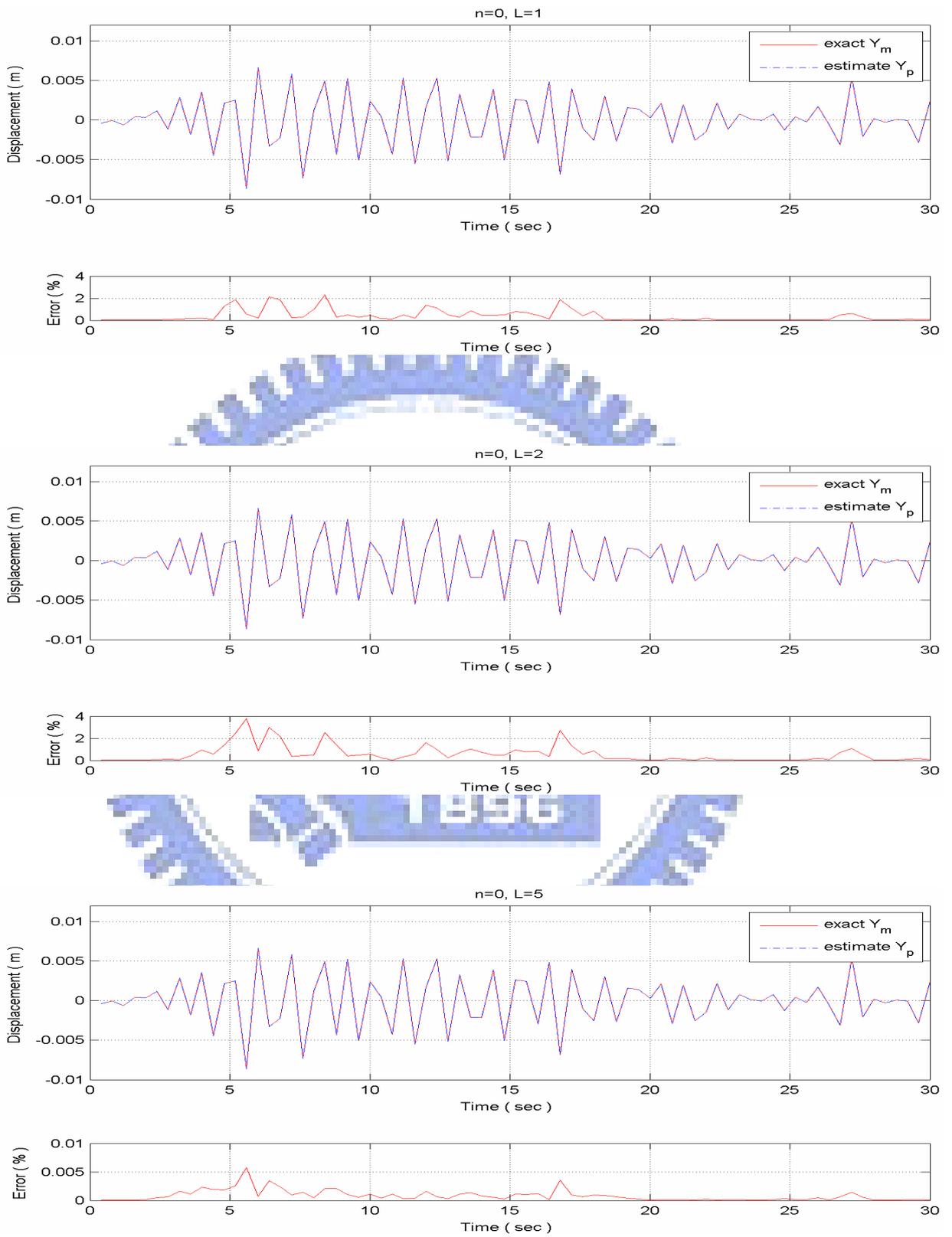


圖 3.51 非線性系統之預測輸出位移結果 (線性轉換函數)

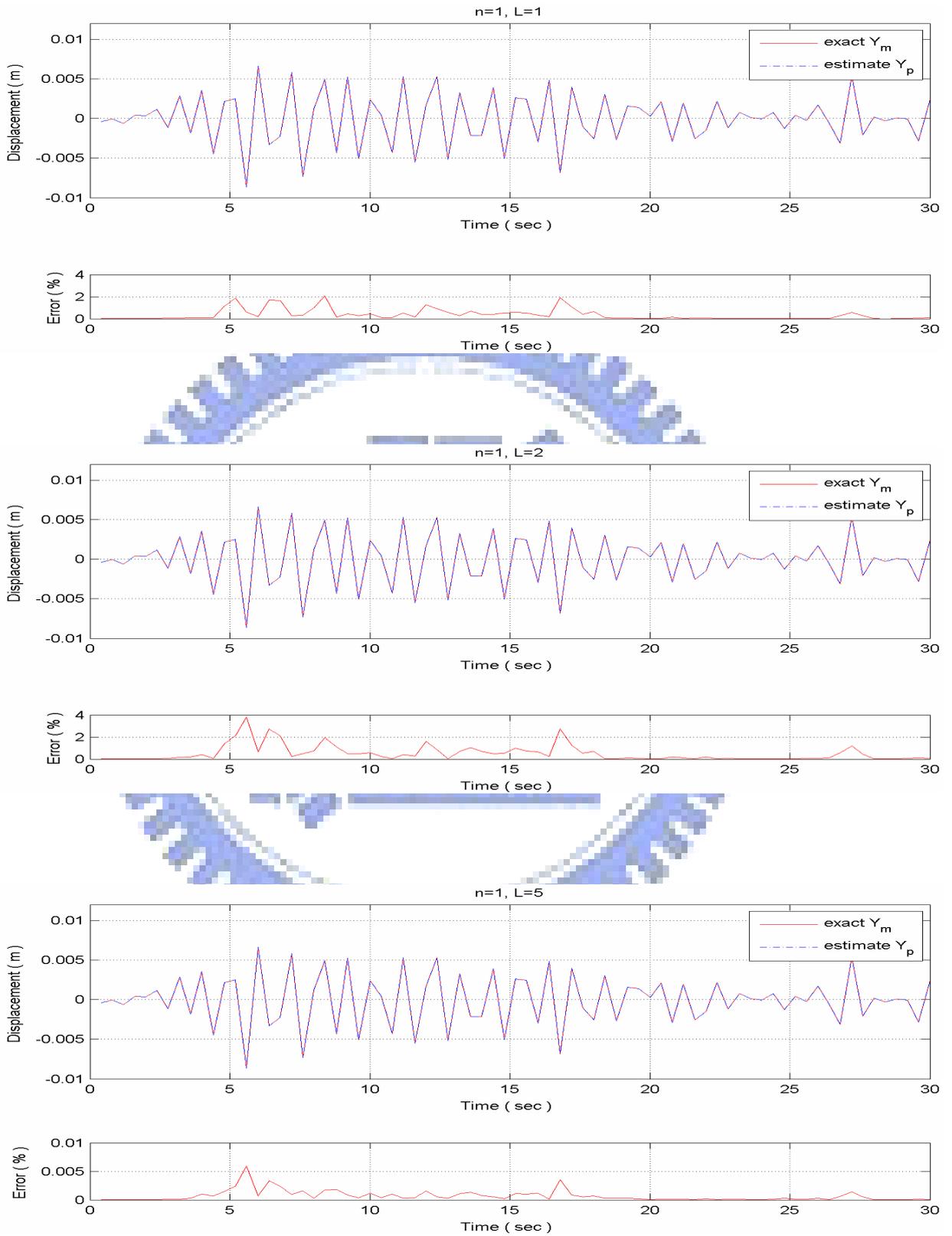


圖 3.51 續上頁

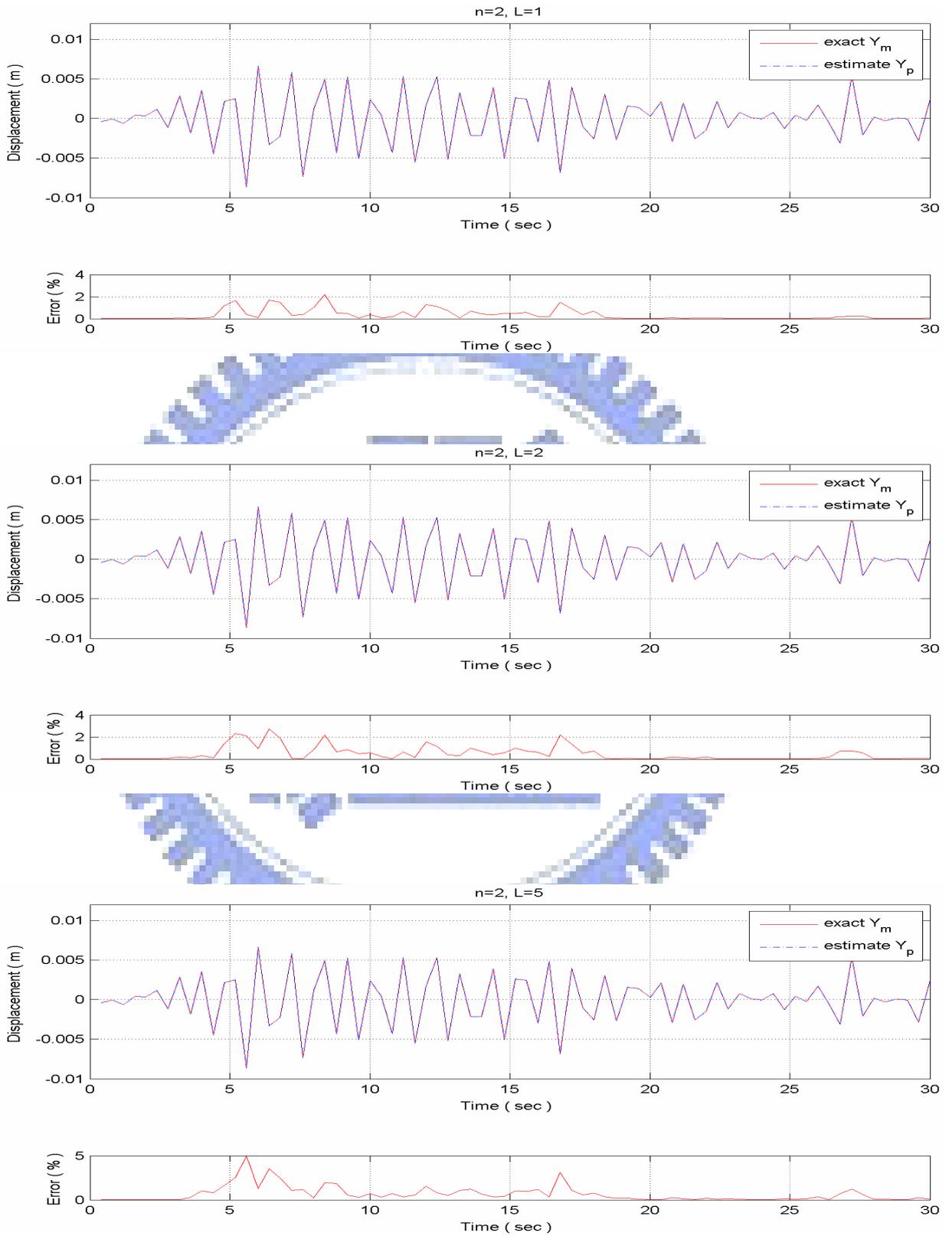


圖 3.51 續上頁

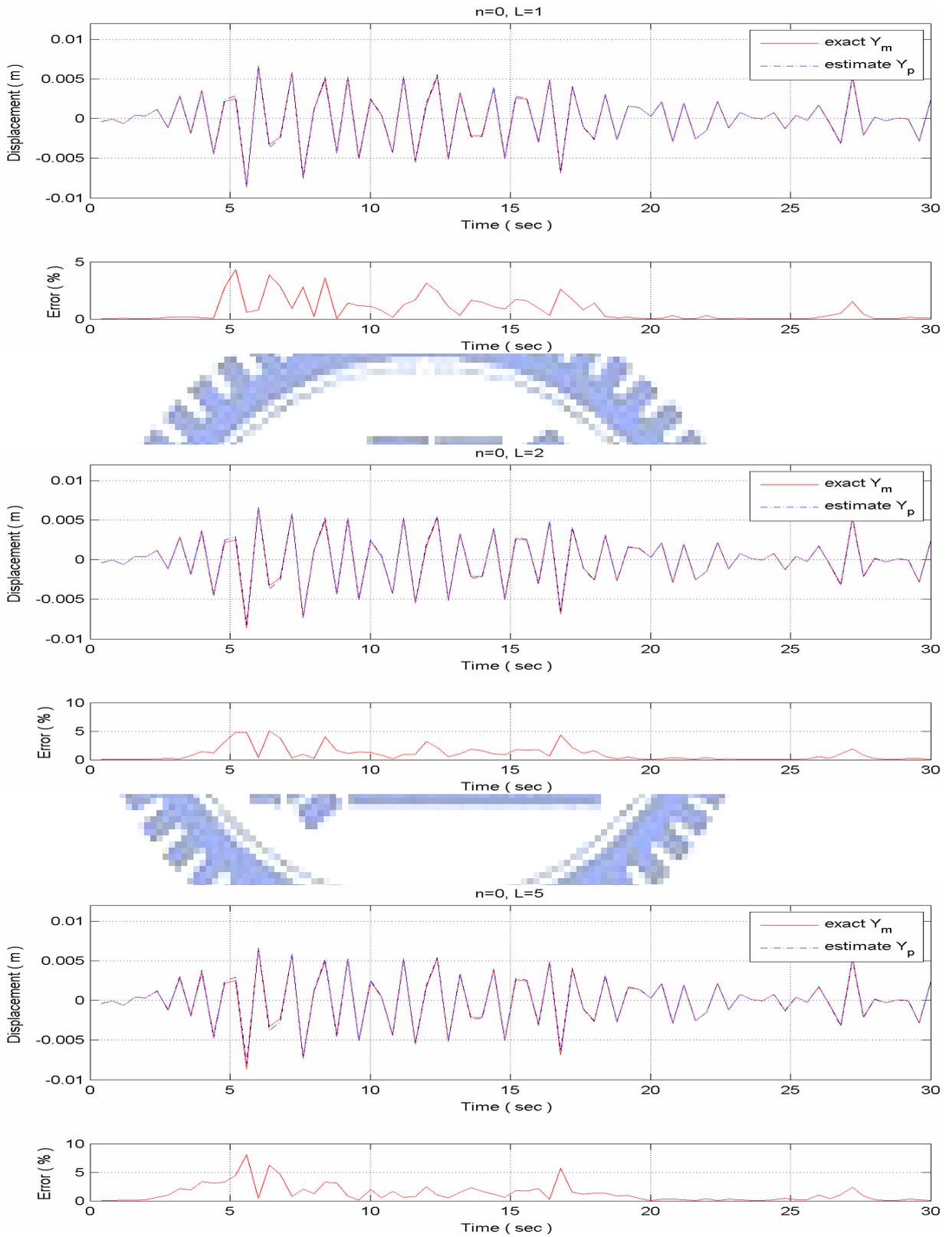


圖 3.52a 非線性系統之預測輸出位移結果 (非線性轉換函數,  $z=1$ )

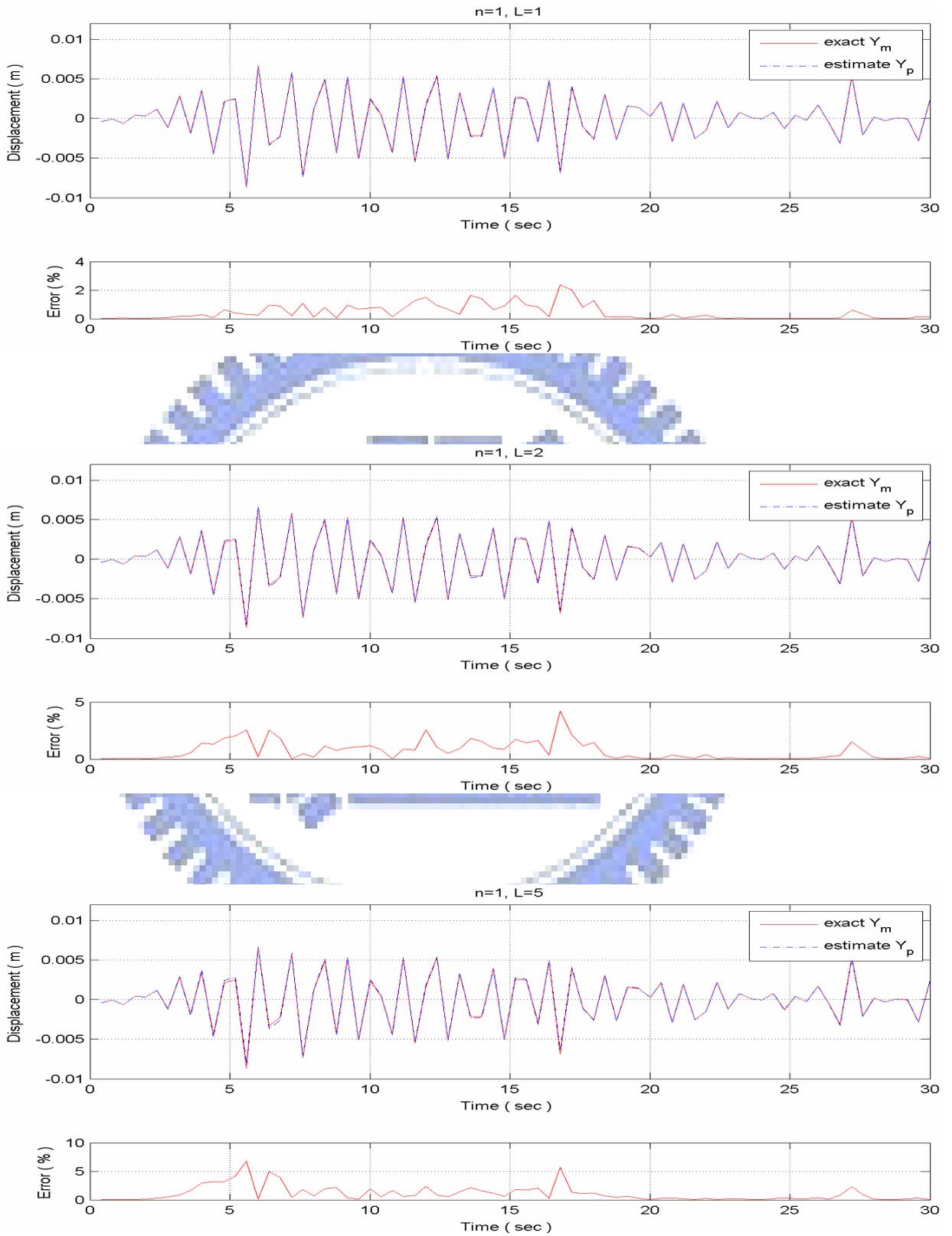


圖 3.52a 續上頁

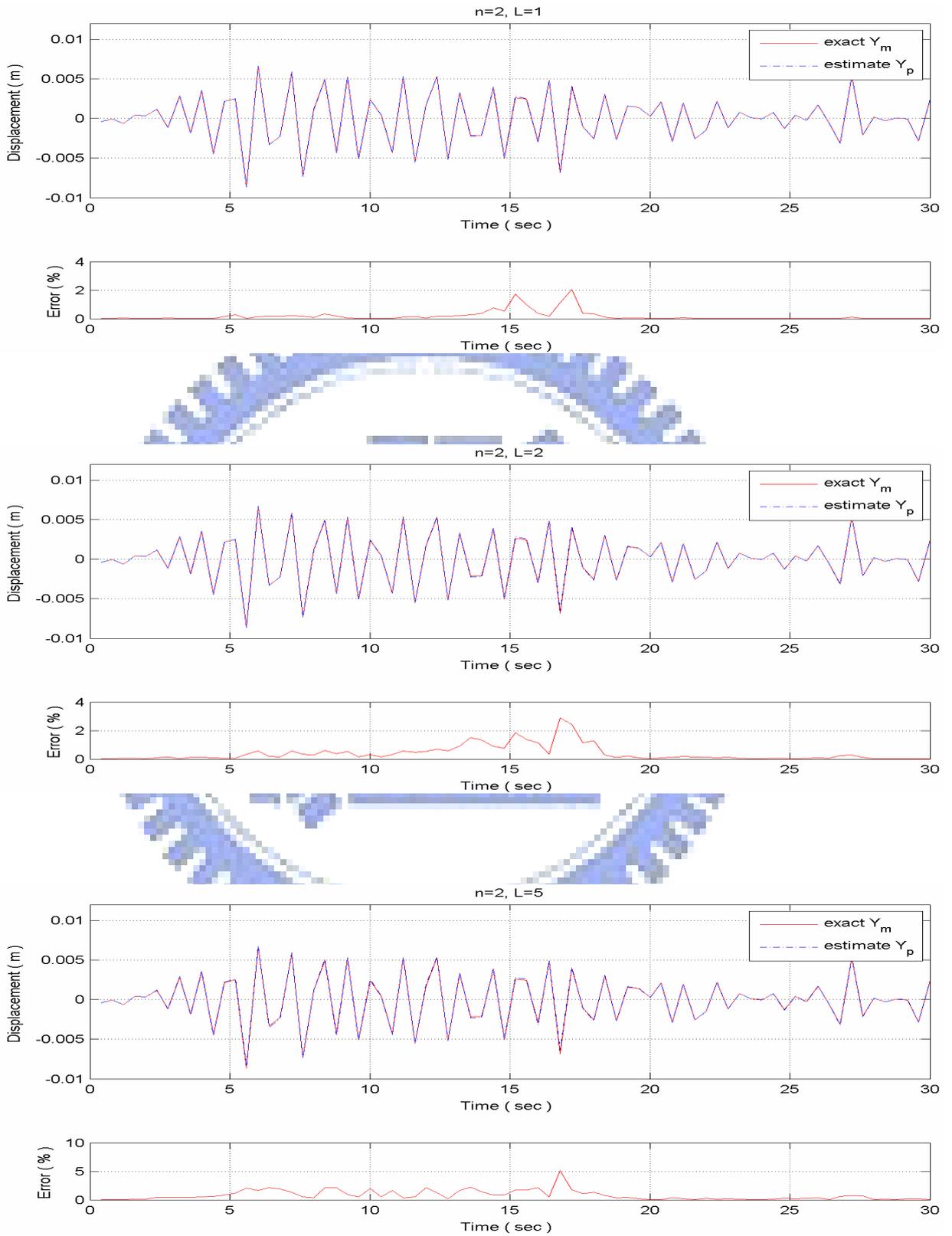


圖 3.52a 續上頁

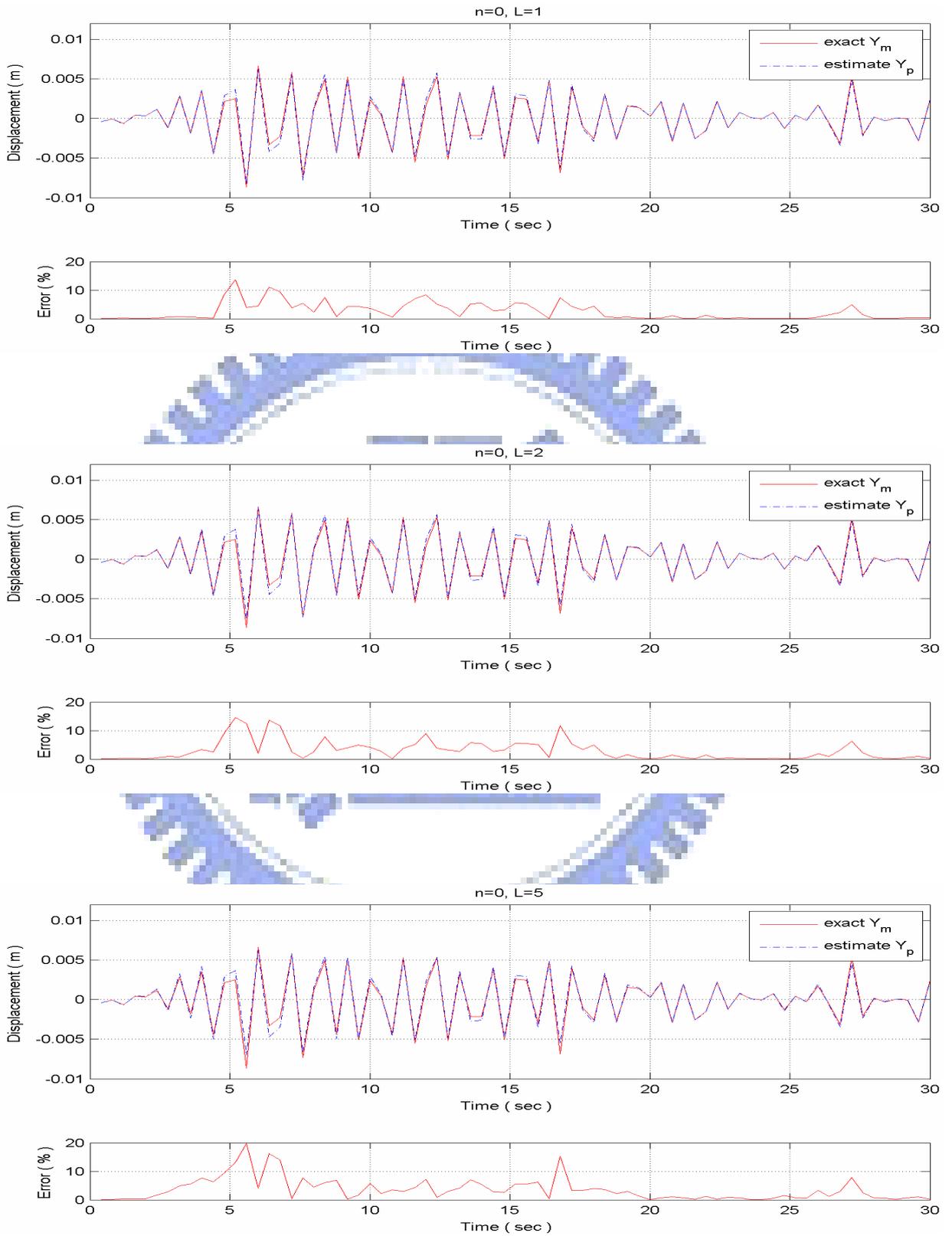


圖 3.52b 非線性系統之預測輸出位移結果 ( 非線性轉換函數,  $z=2$  )

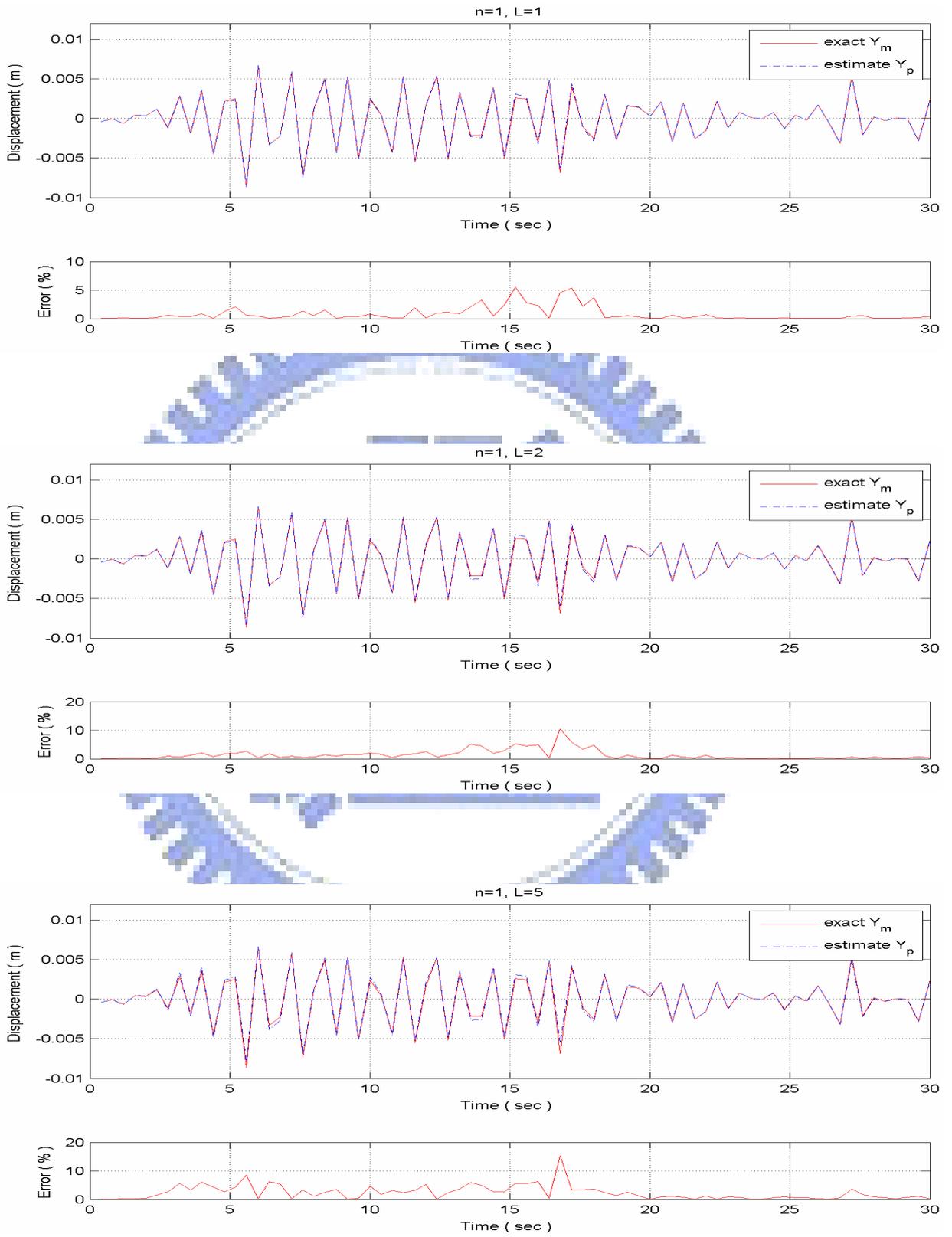


圖 3.52b 續上頁

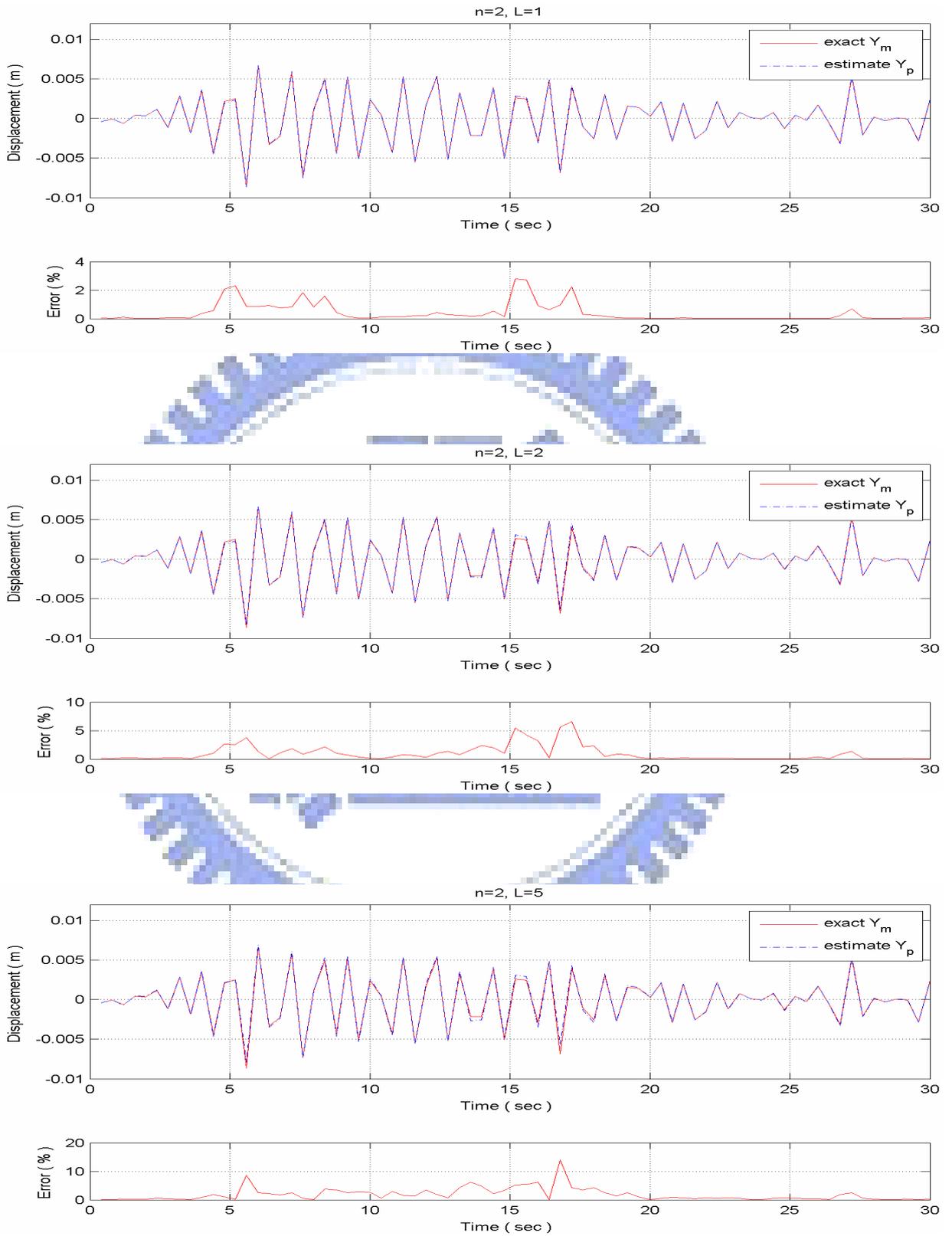


圖 3.52b 續上頁

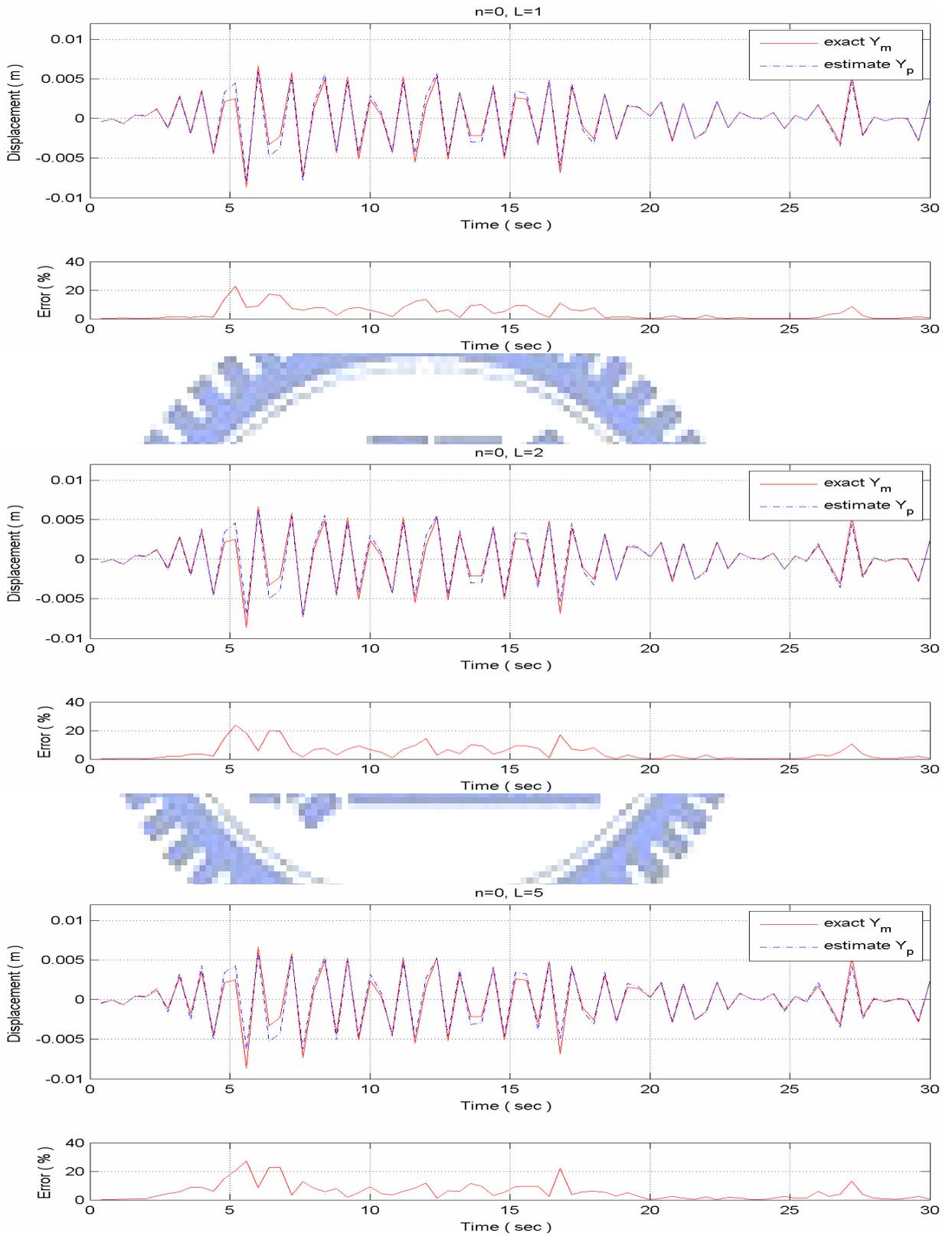


圖 3.53c 非線性系統之預測輸出位移結果 ( 非線性轉換函數,  $z=3$  )

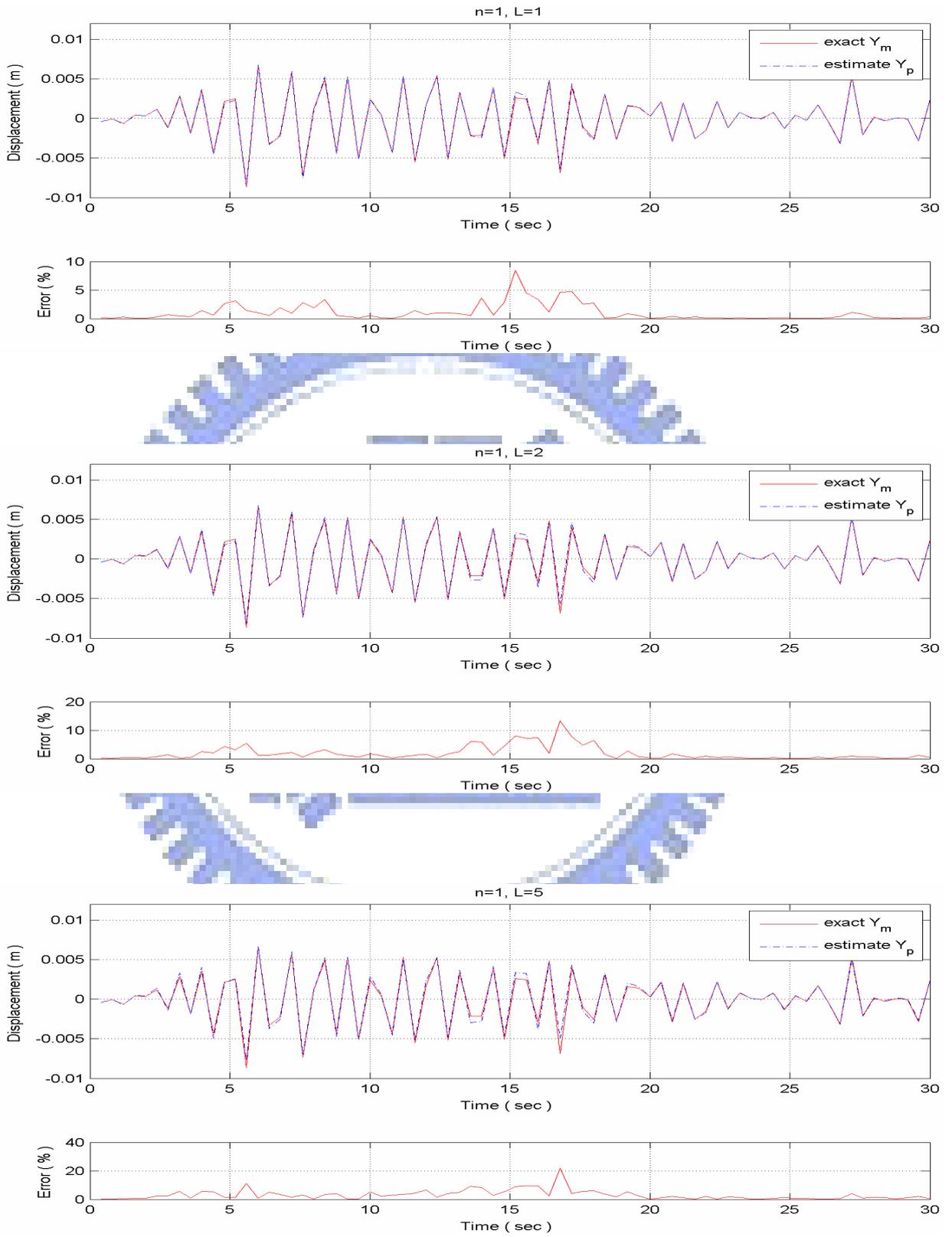


圖 3.53c 續上頁

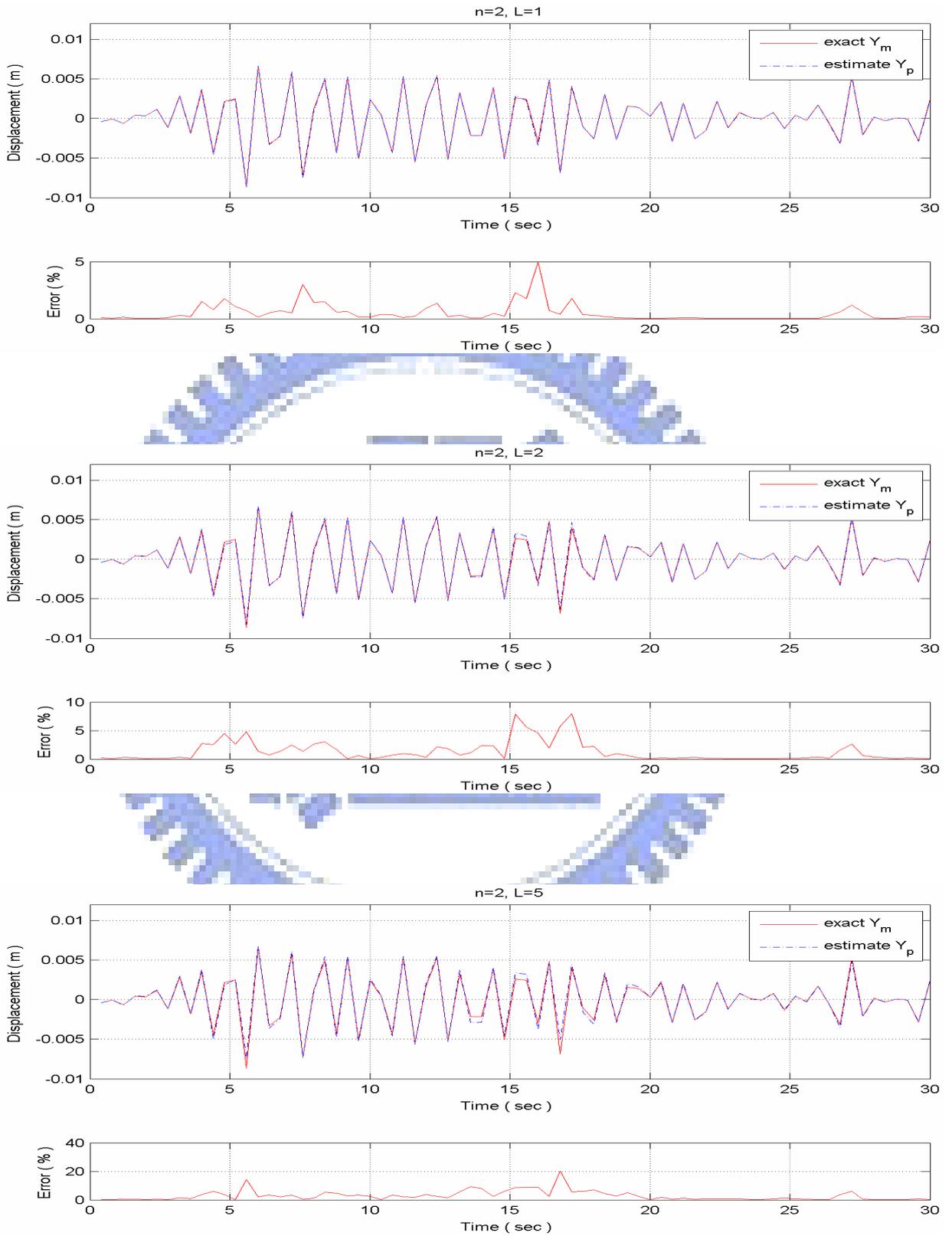


圖 3.53c 續上頁

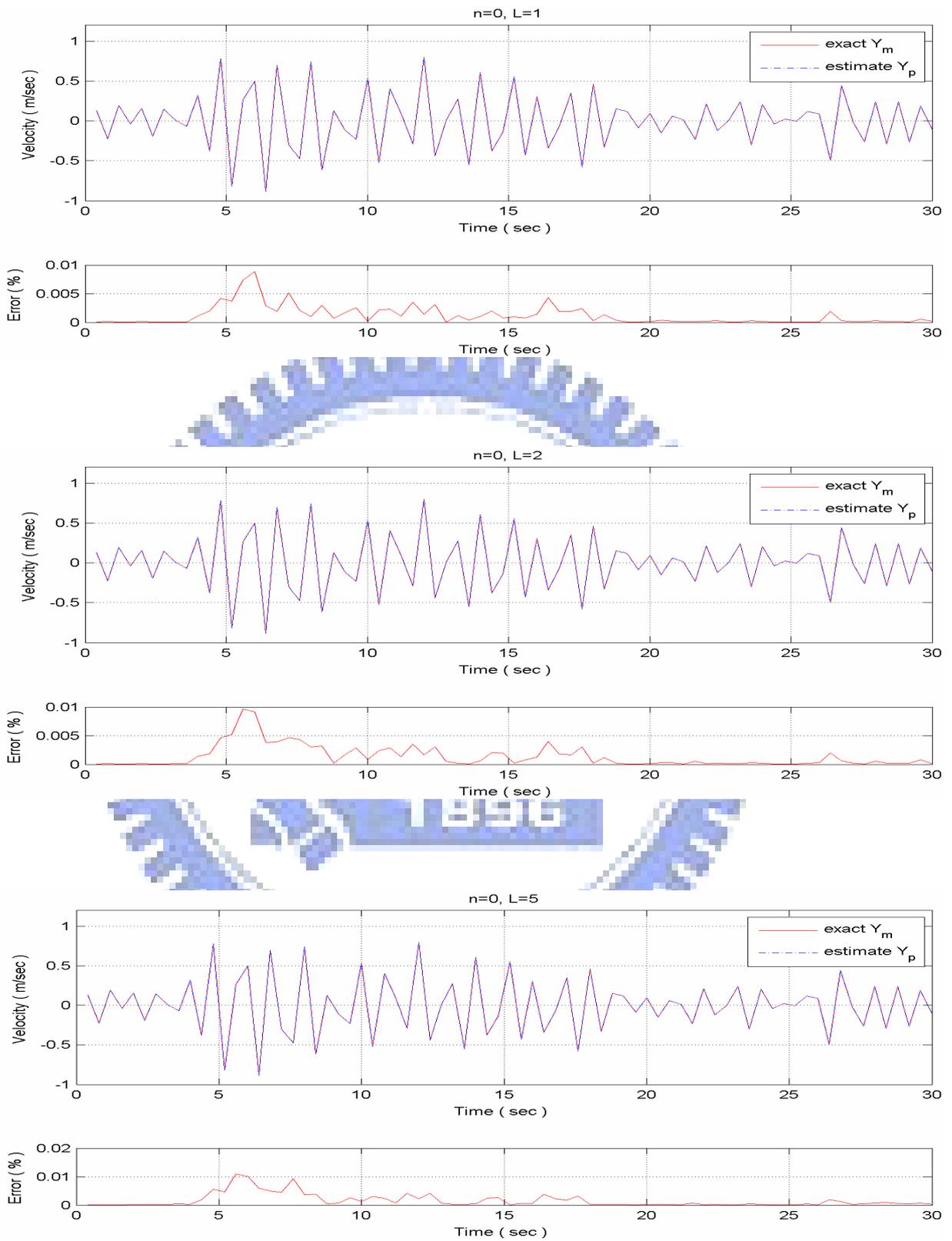


圖 3.54 非線性系統之預測輸出速度結果 (線性轉換函數)

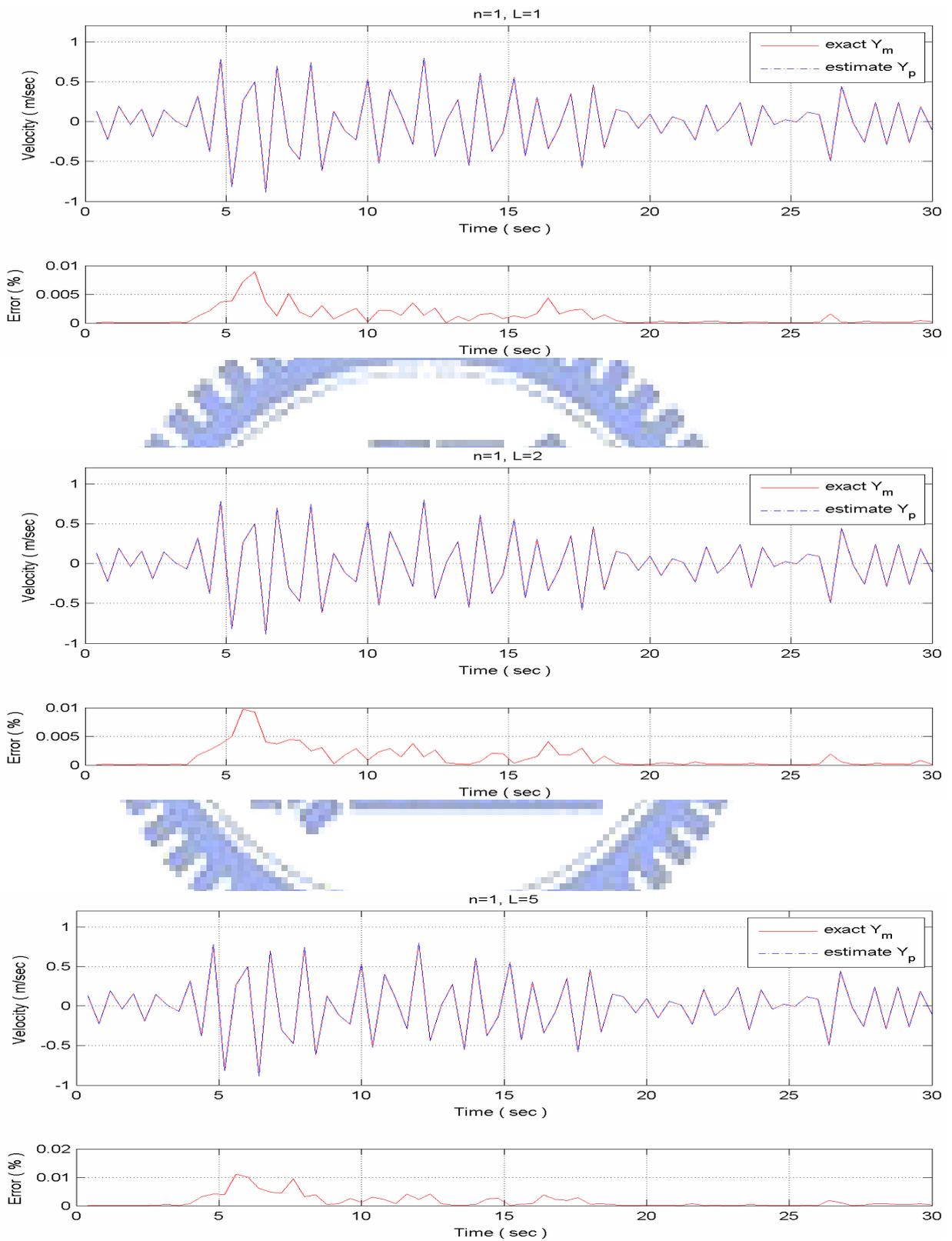


圖 3.54 續上頁

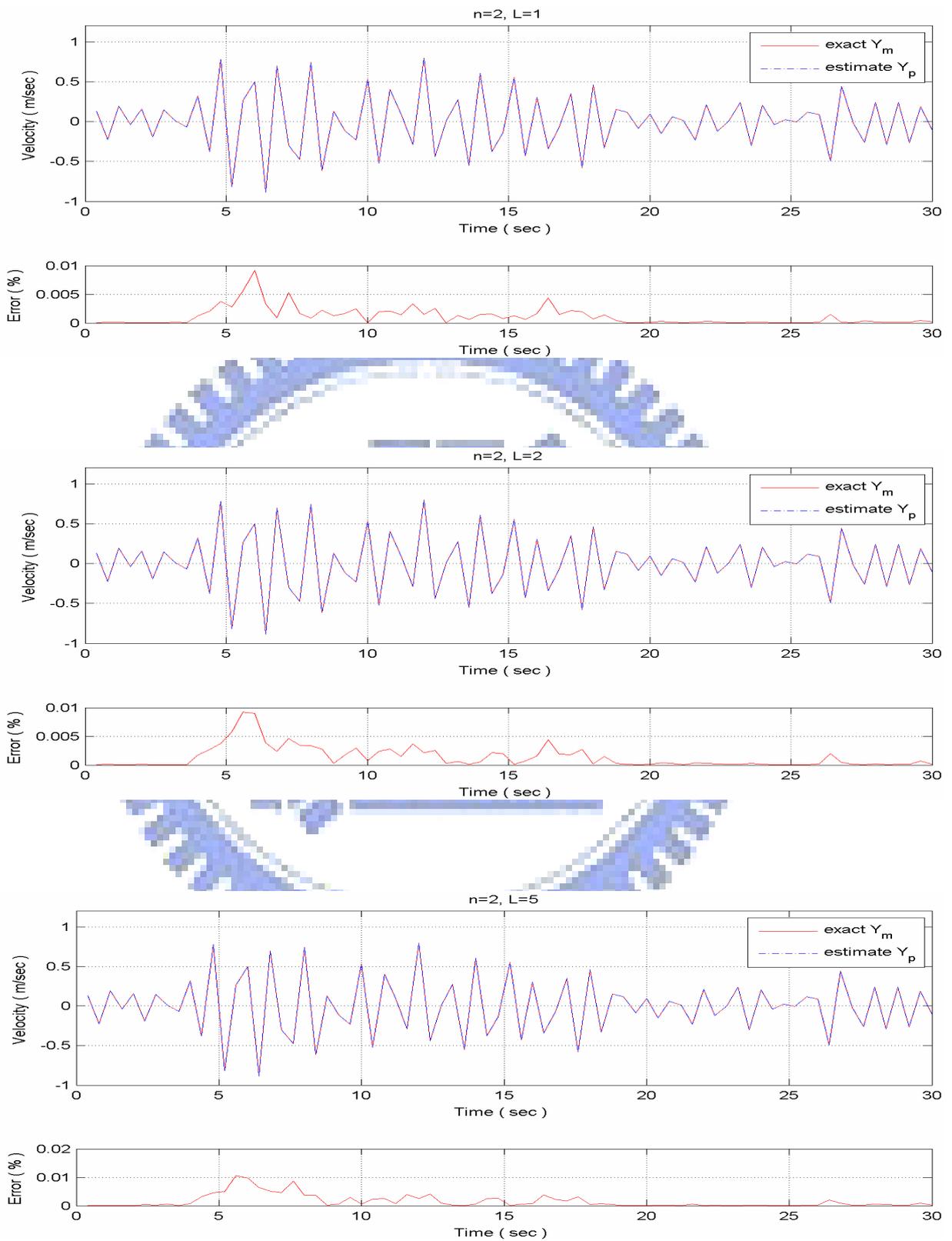


圖 3.54 續上頁

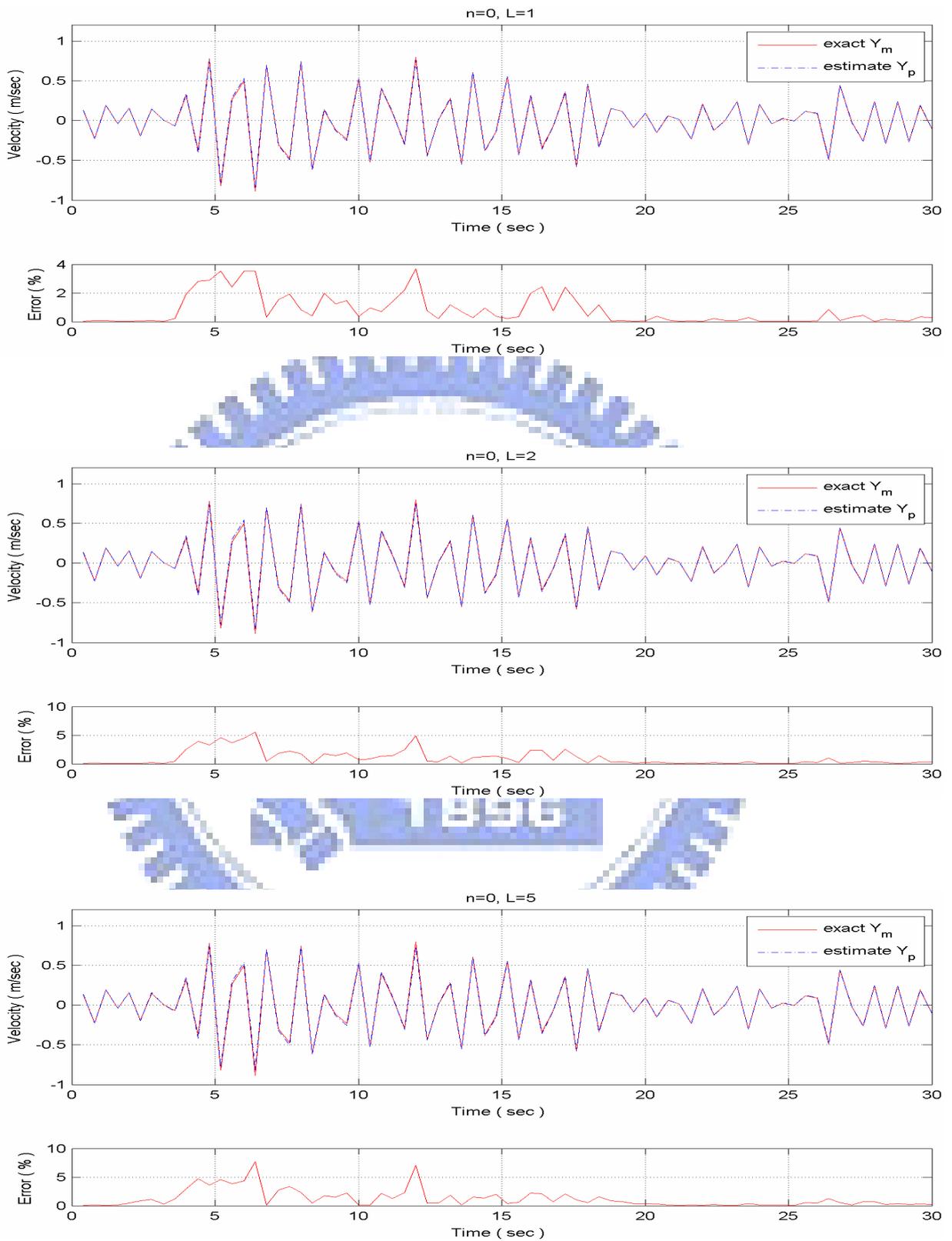


圖 3.54a 非線性系統之預測輸出速度結果 (非線性轉換函數,  $z=1$ )

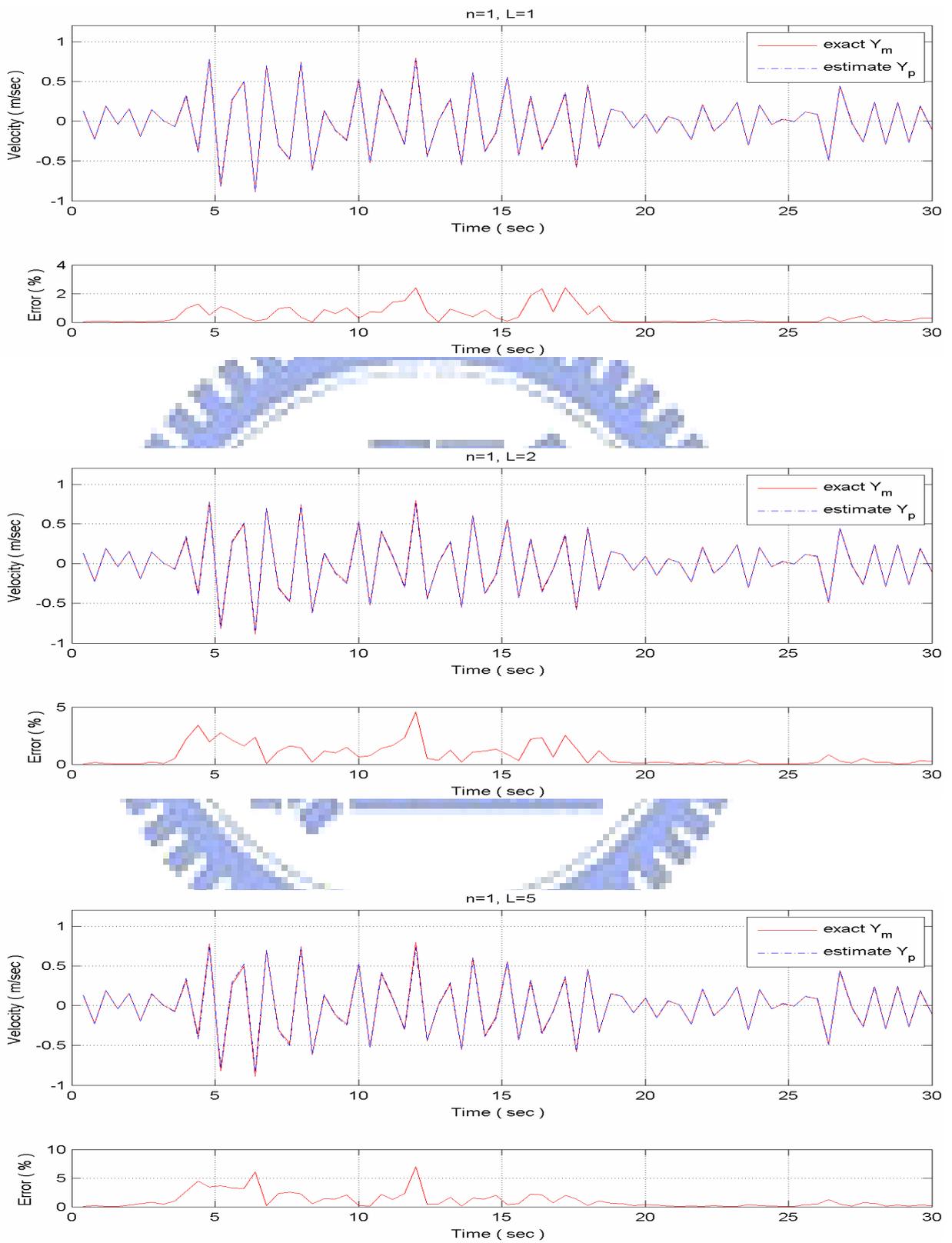


圖 3.54a 續上頁

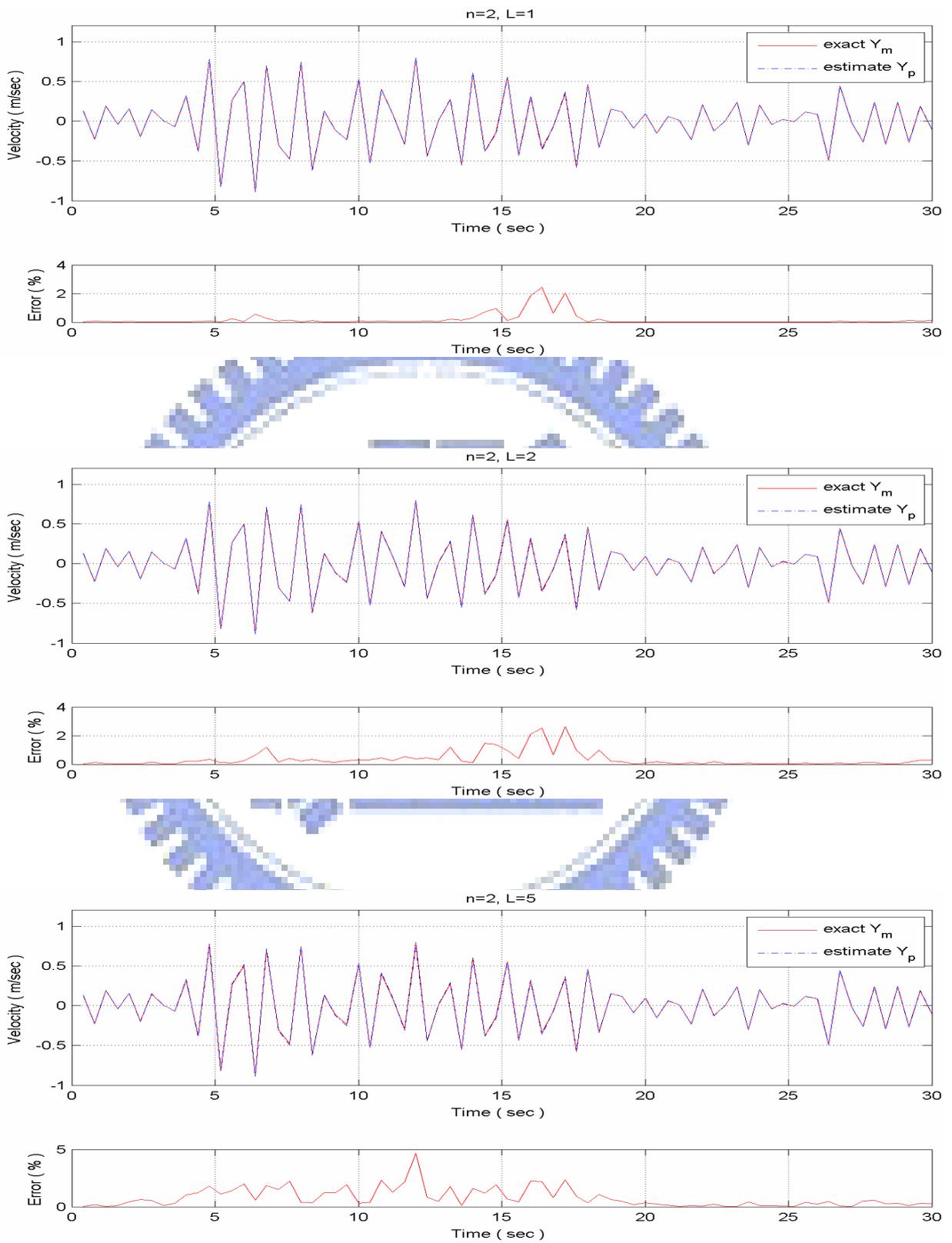


圖 3.54a 續上頁

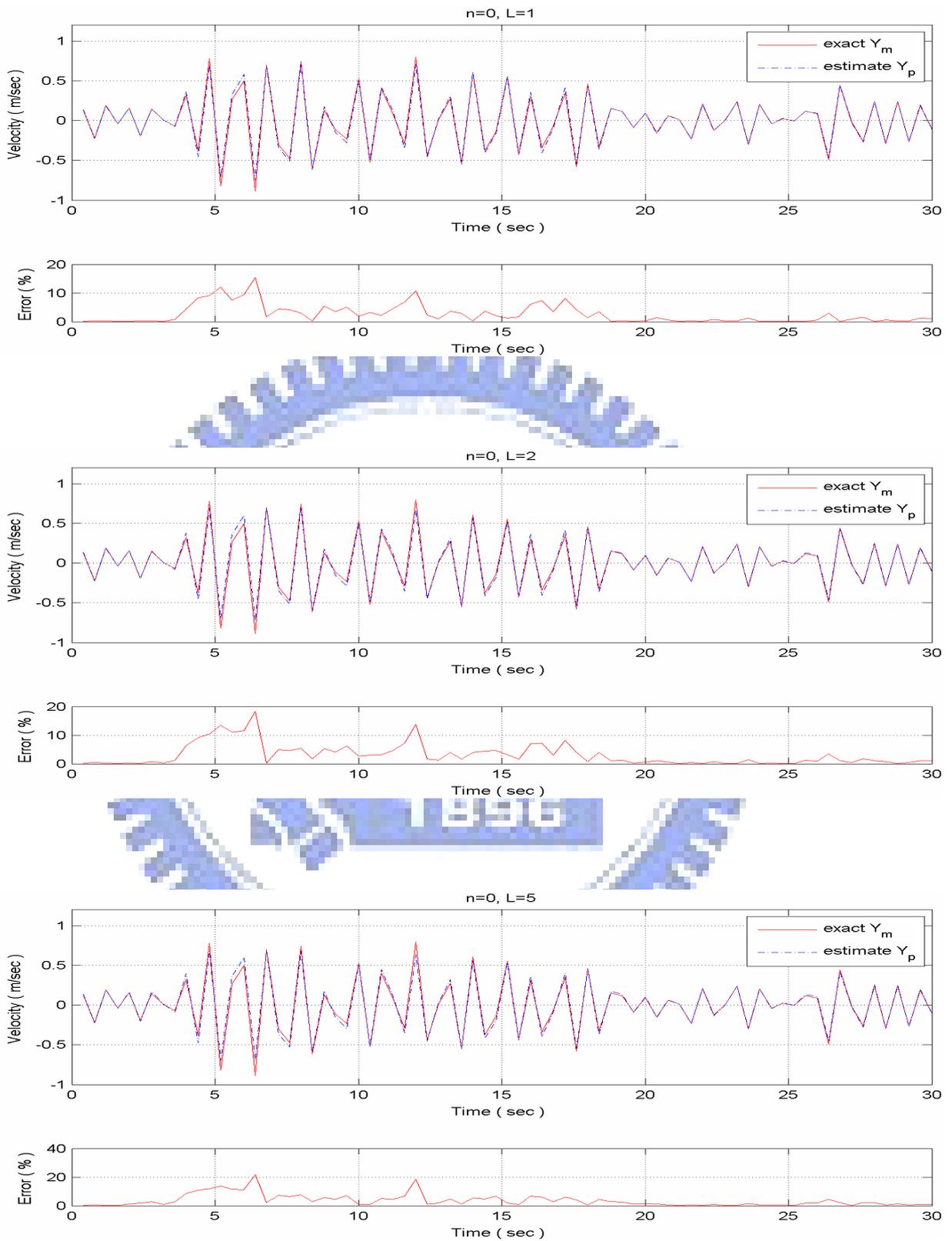


圖 3.54b 非線性系統之預測輸出速度結果 (非線性轉換函數,  $z=2$ )

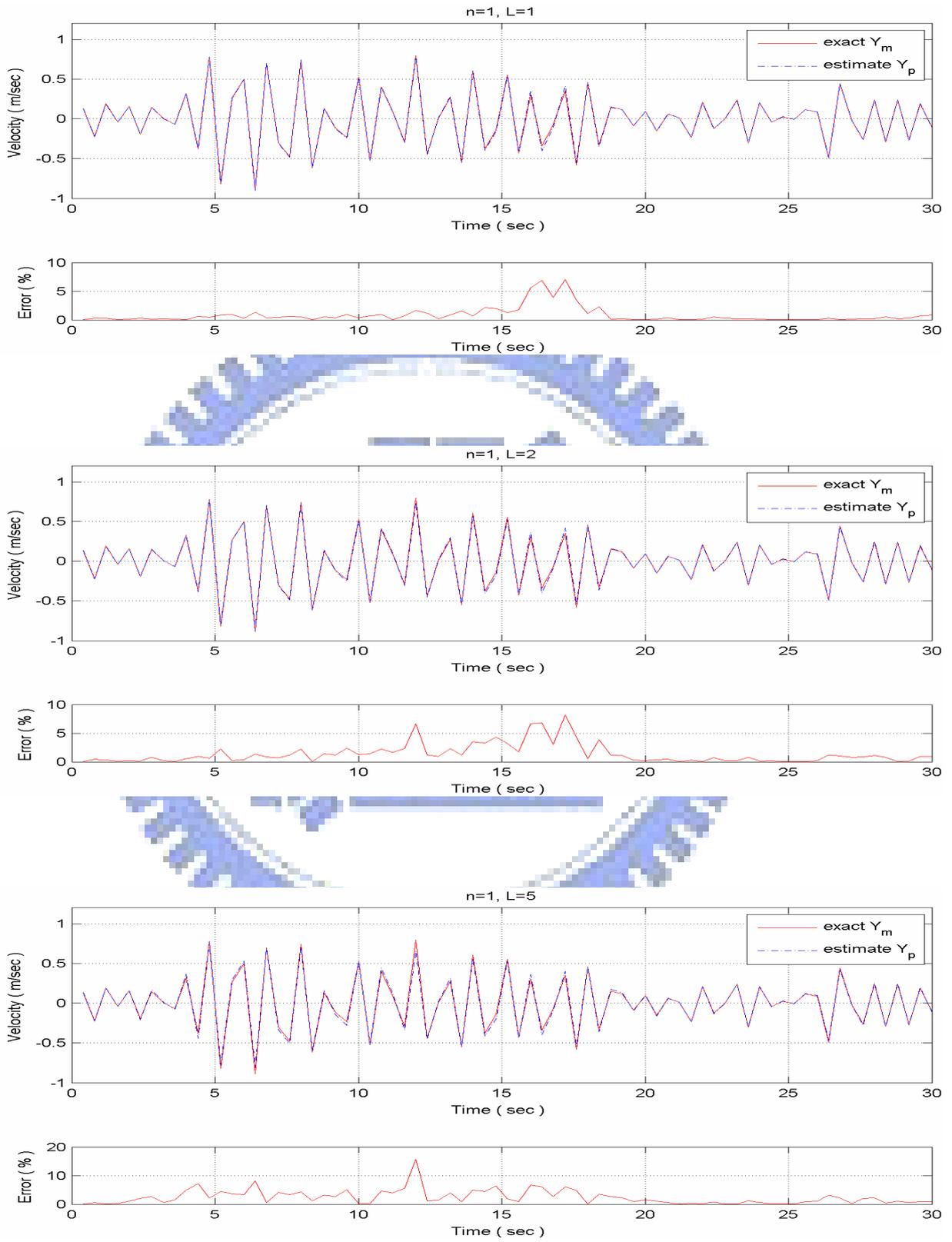


圖 3.54b 續上頁

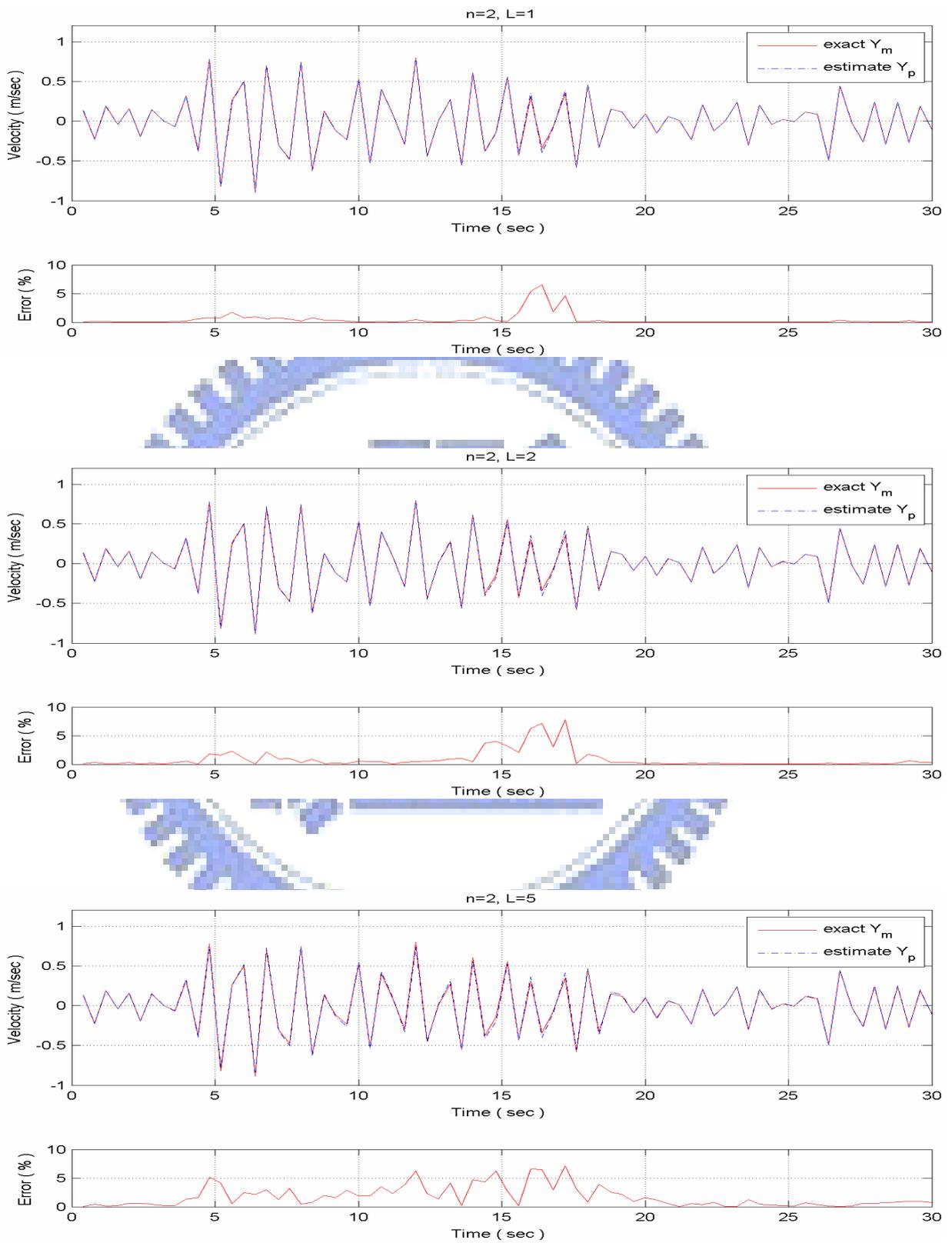


圖 3.54b 續上頁

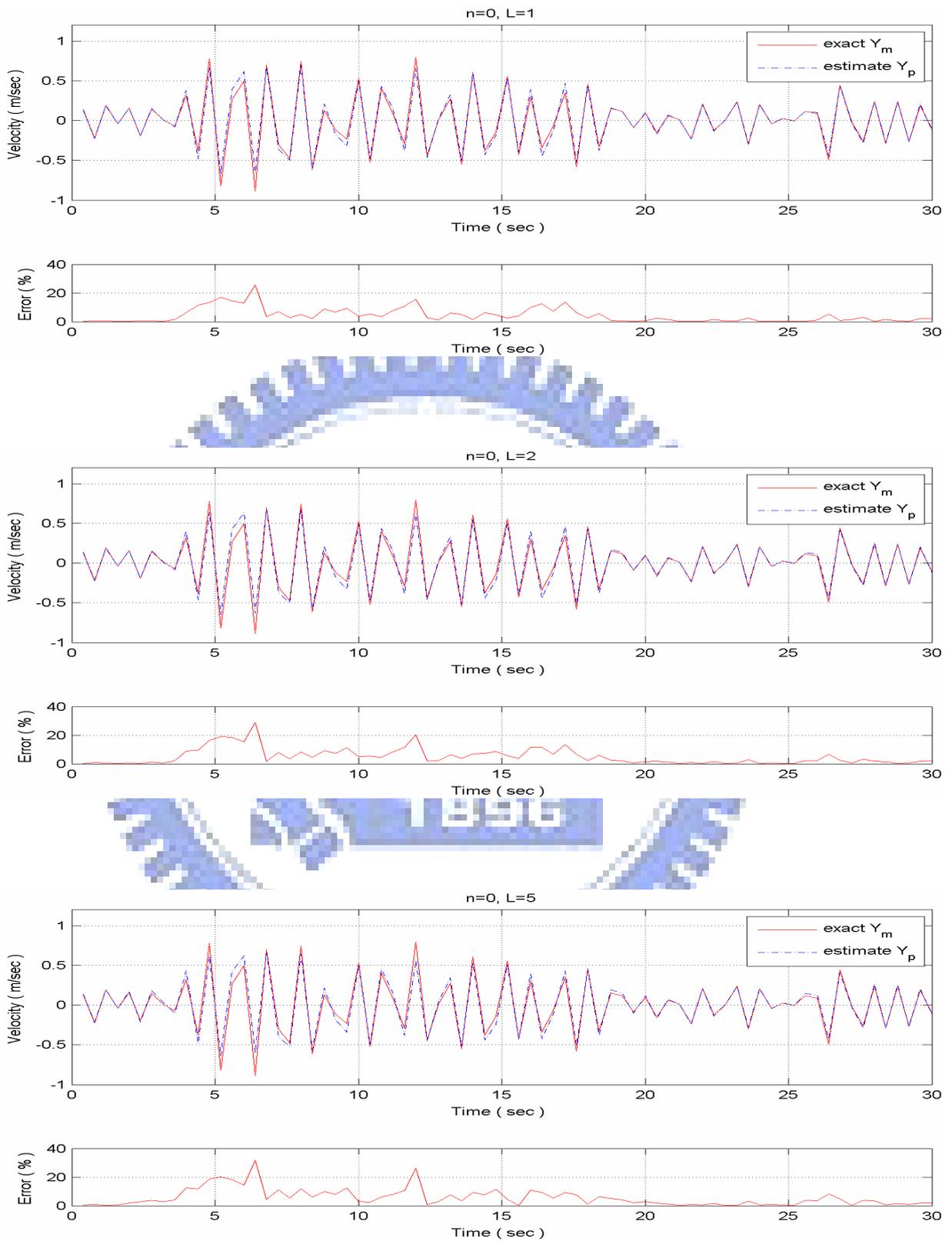


圖 3.54c 非線性系統之預測輸出速度結果 ( 非線性轉換函數,  $z=3$  )

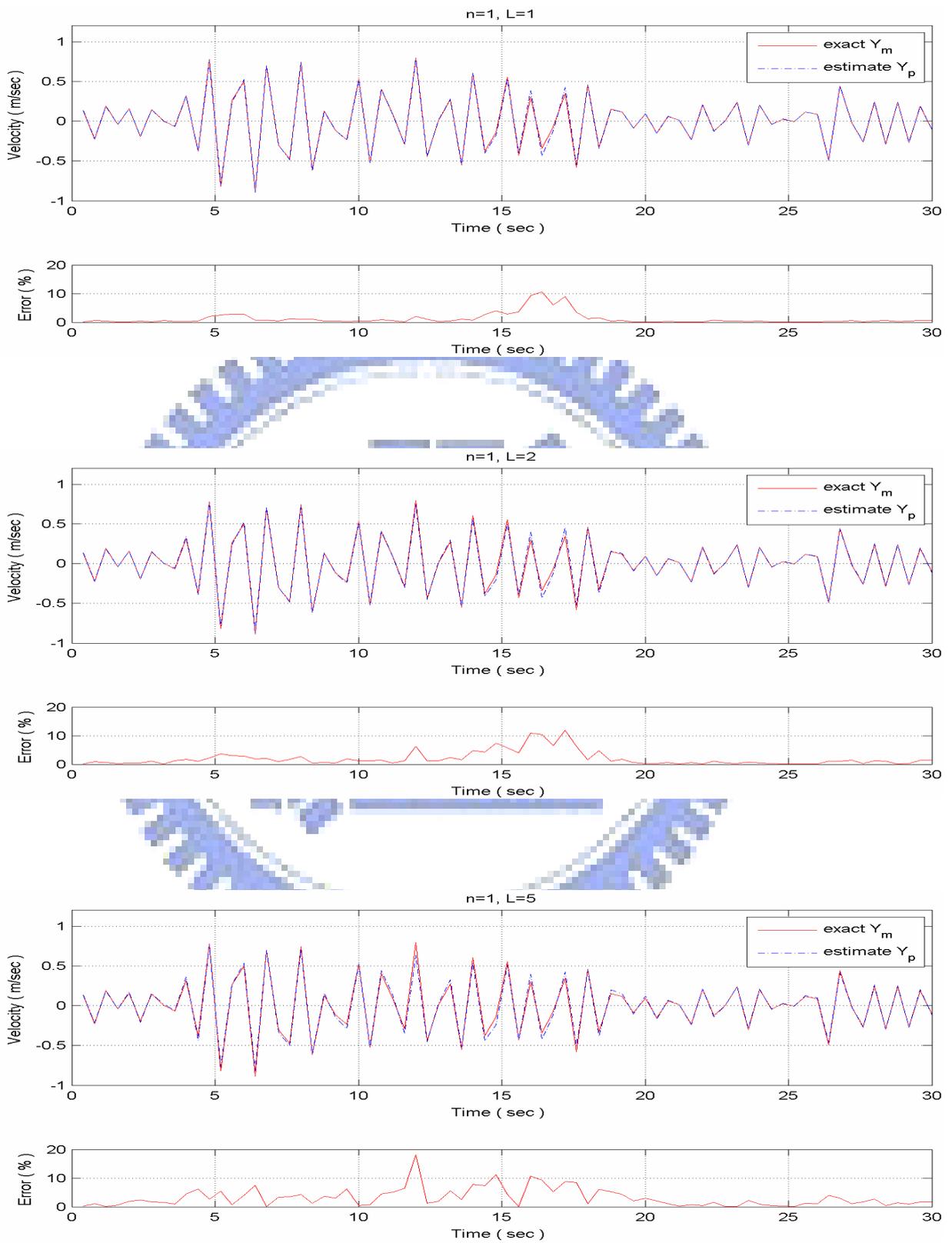


圖 3.54c 續上頁

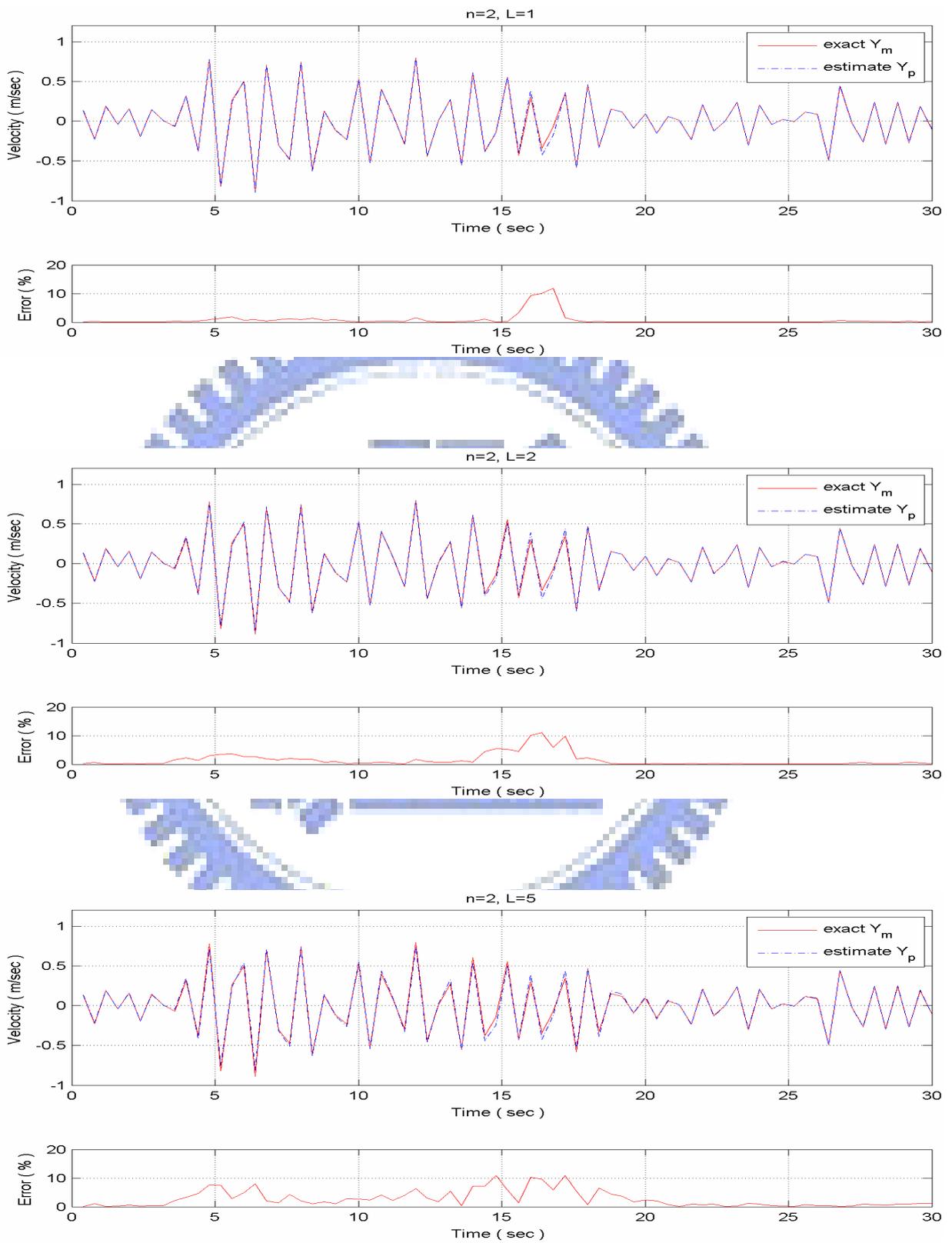


圖 3.54c 續上頁

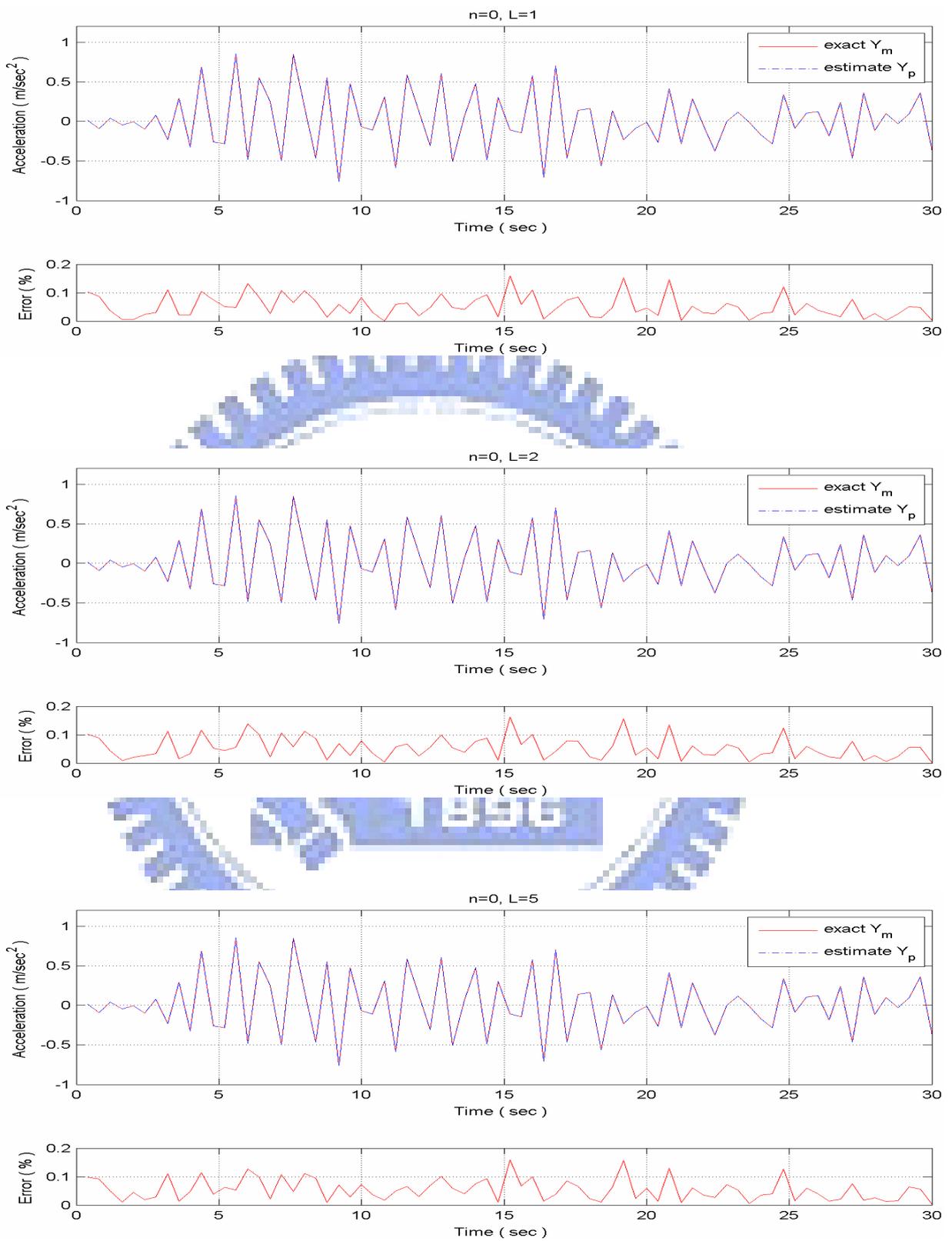


圖 3.55 非線性系統之預測輸出加速度結果 ( 線性轉換函數 )

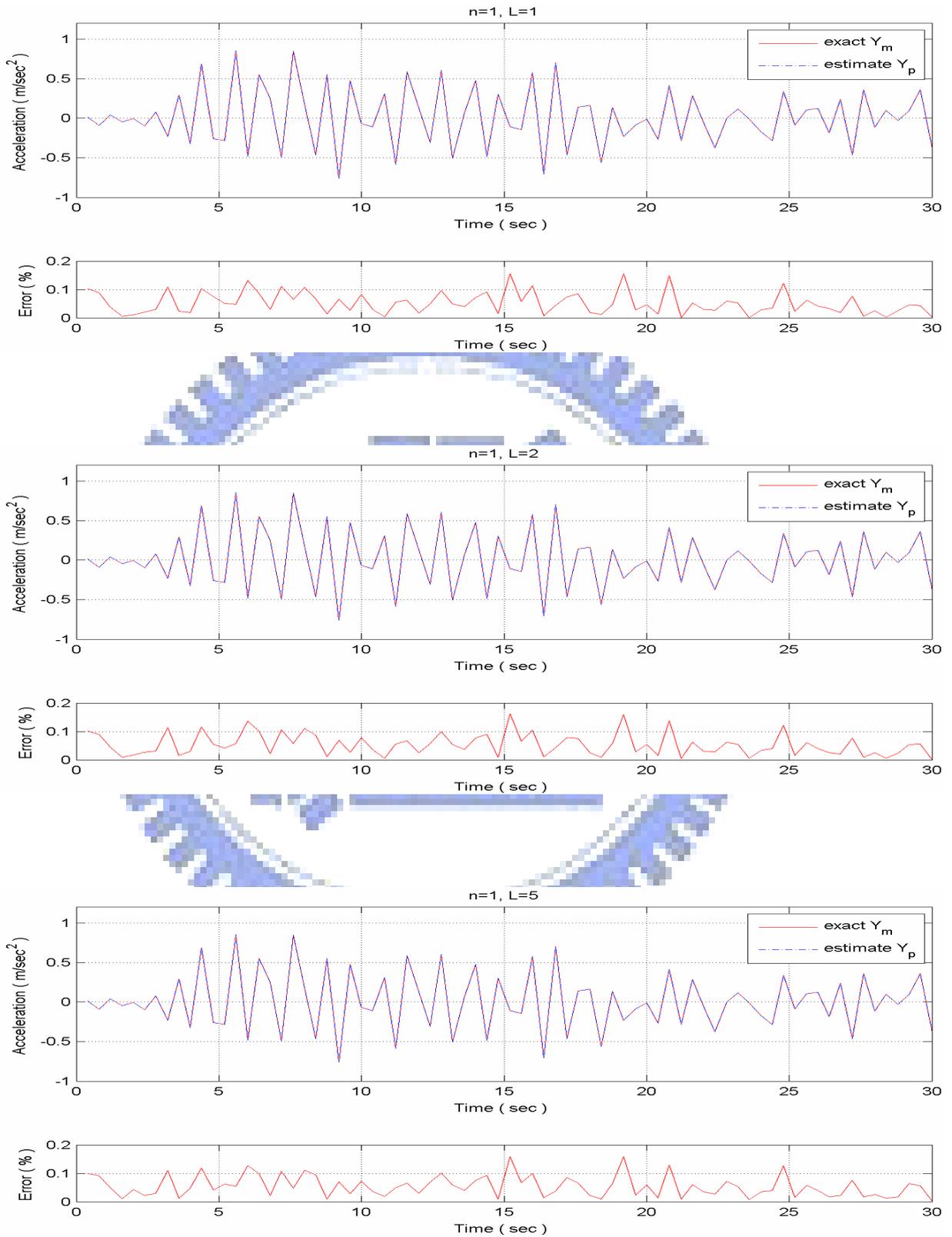


圖 3.55 續上頁

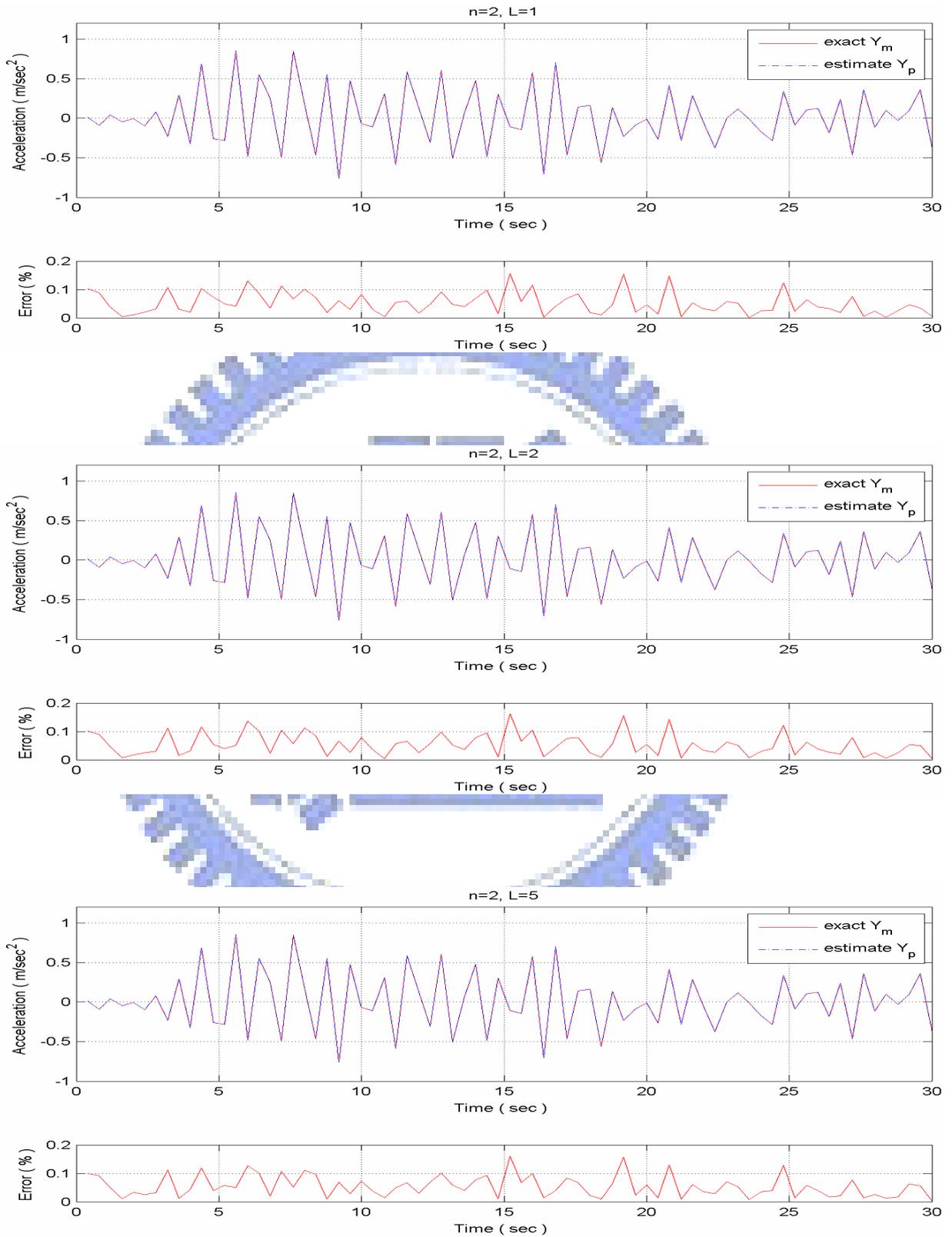


圖 3.55 續上頁

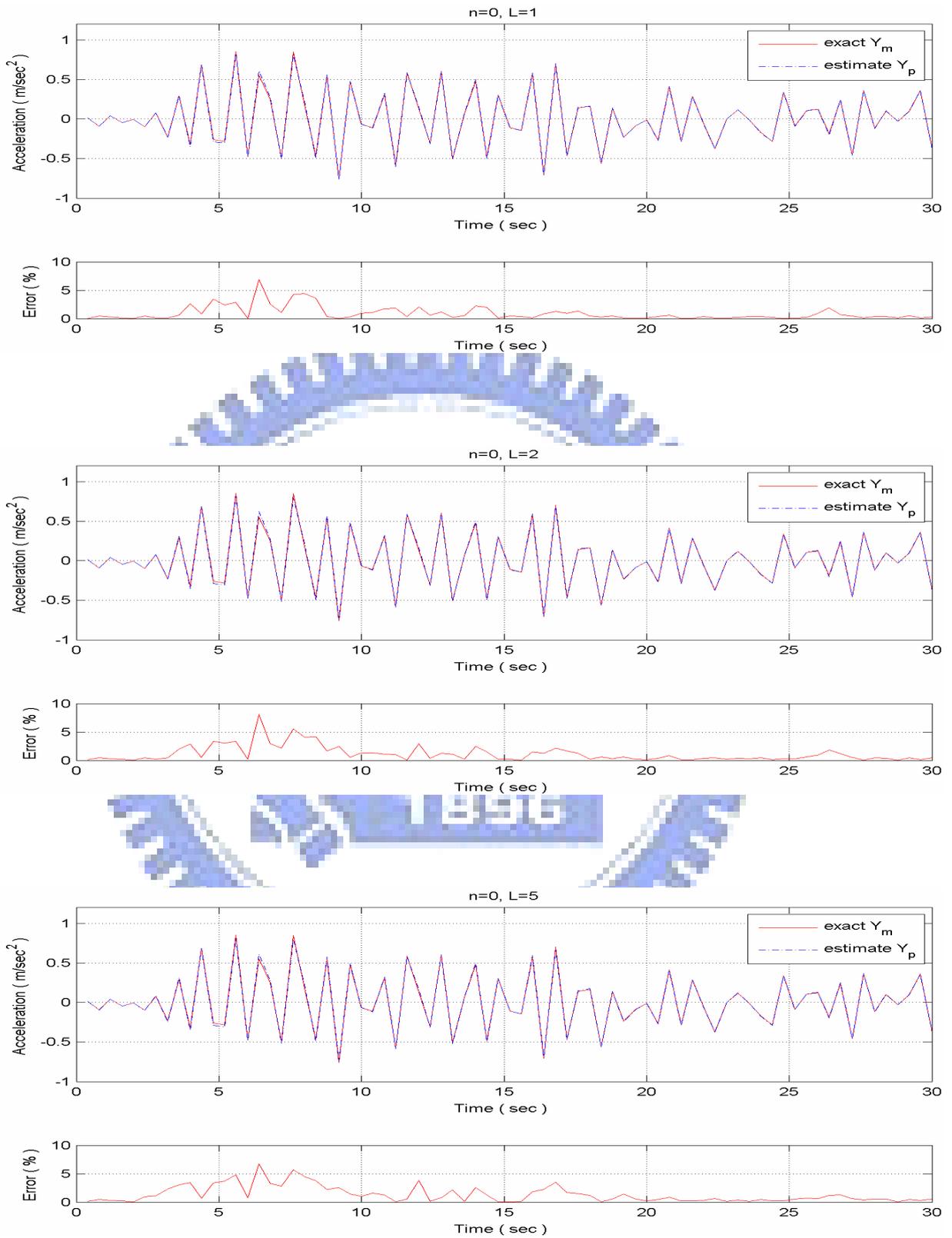


圖 3.56a 非線性系統之預測輸出加速度結果 (非線性轉換函數,  $z=1$ )

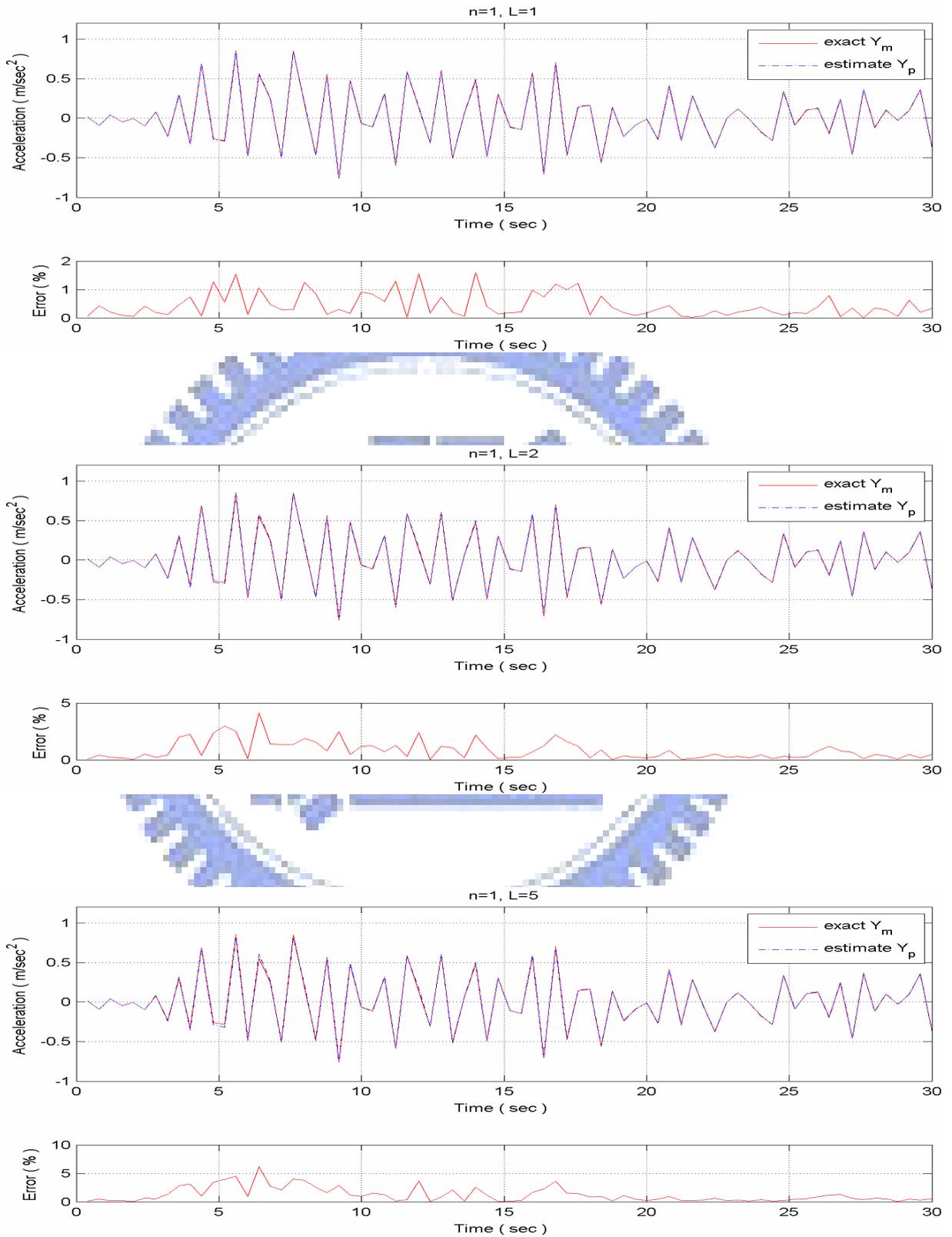


圖 3.56a 續上頁

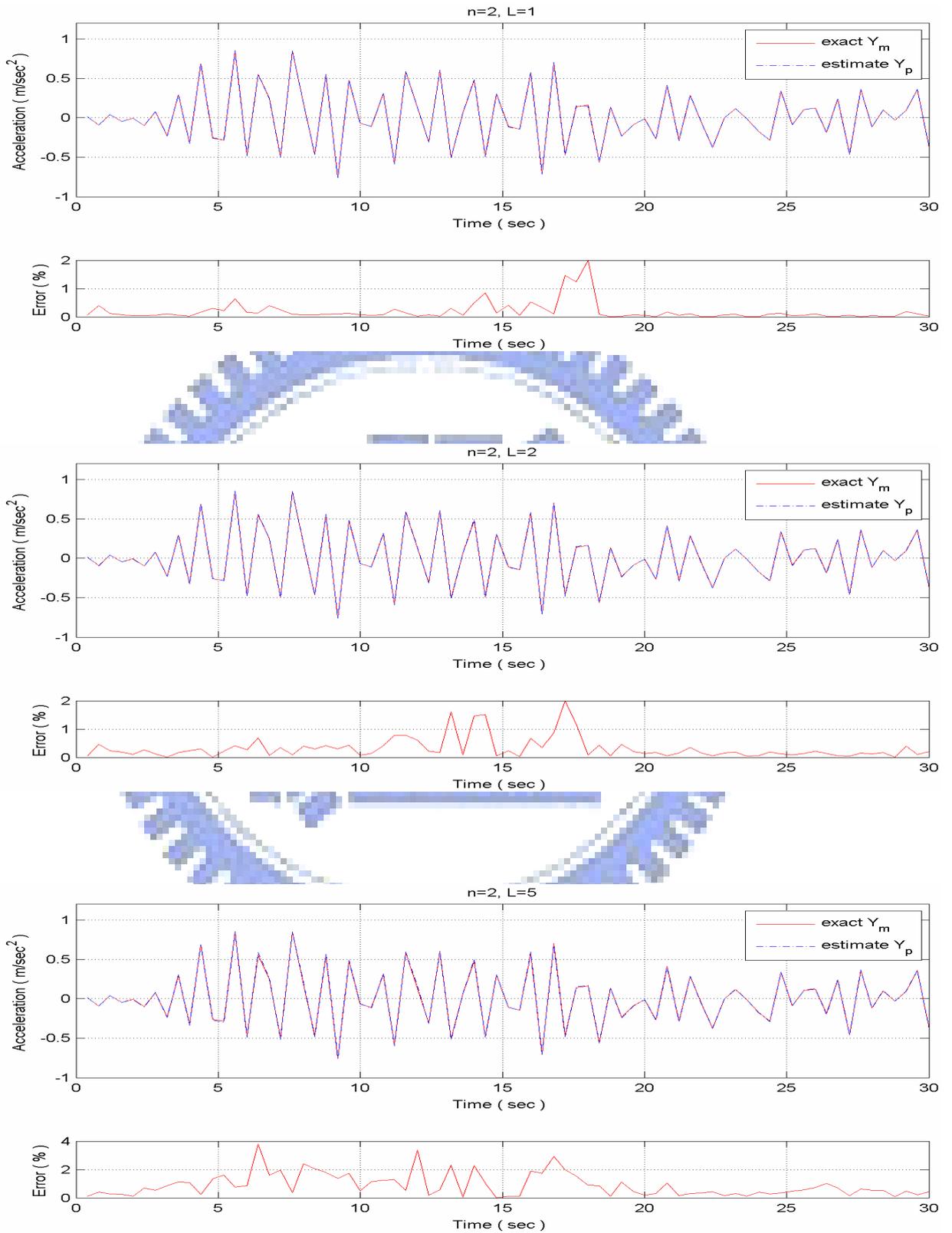


圖 3.56a 續上頁

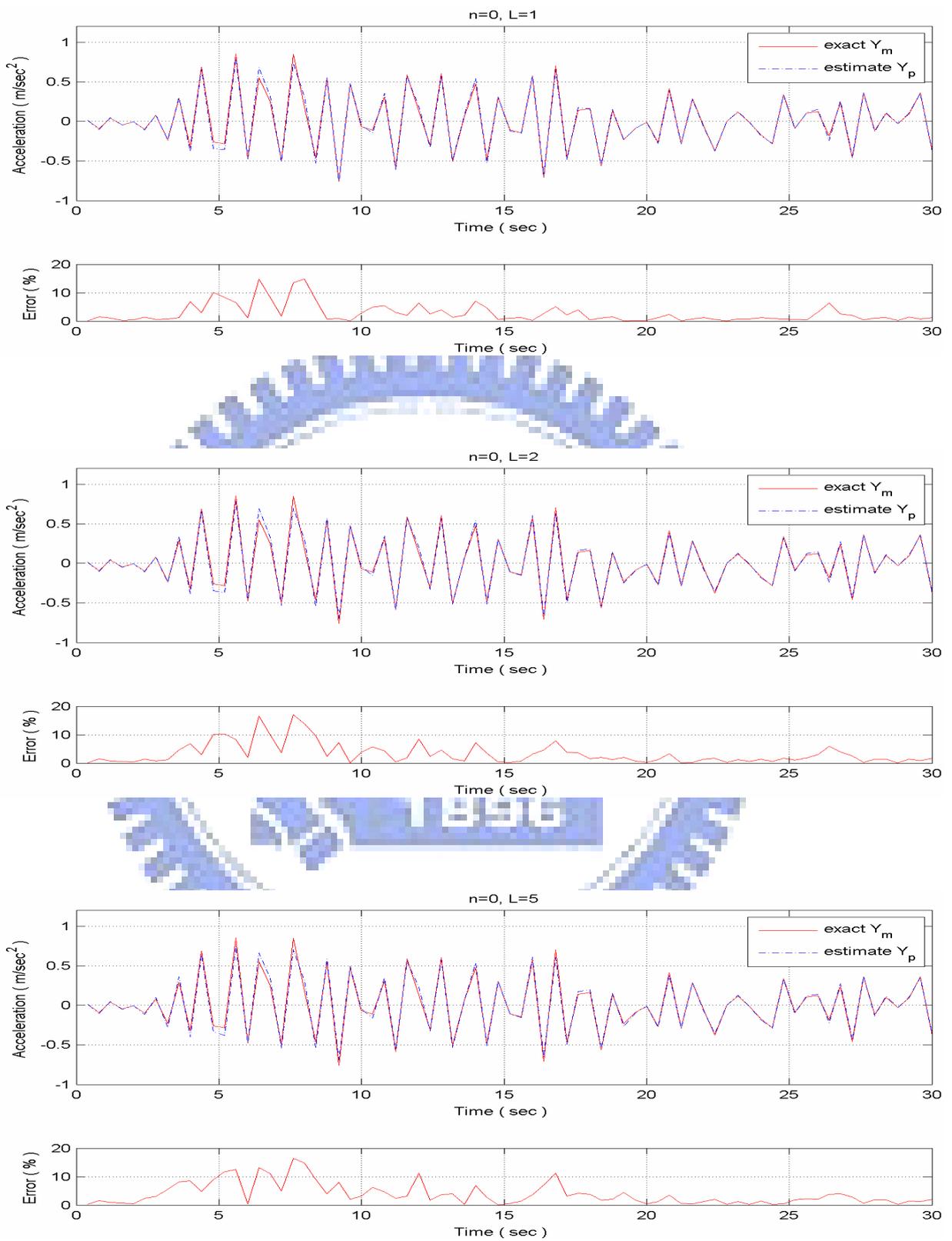


圖 3.56b 非線性系統之預測輸出加速度結果 (非線性轉換函數,  $z=2$ )

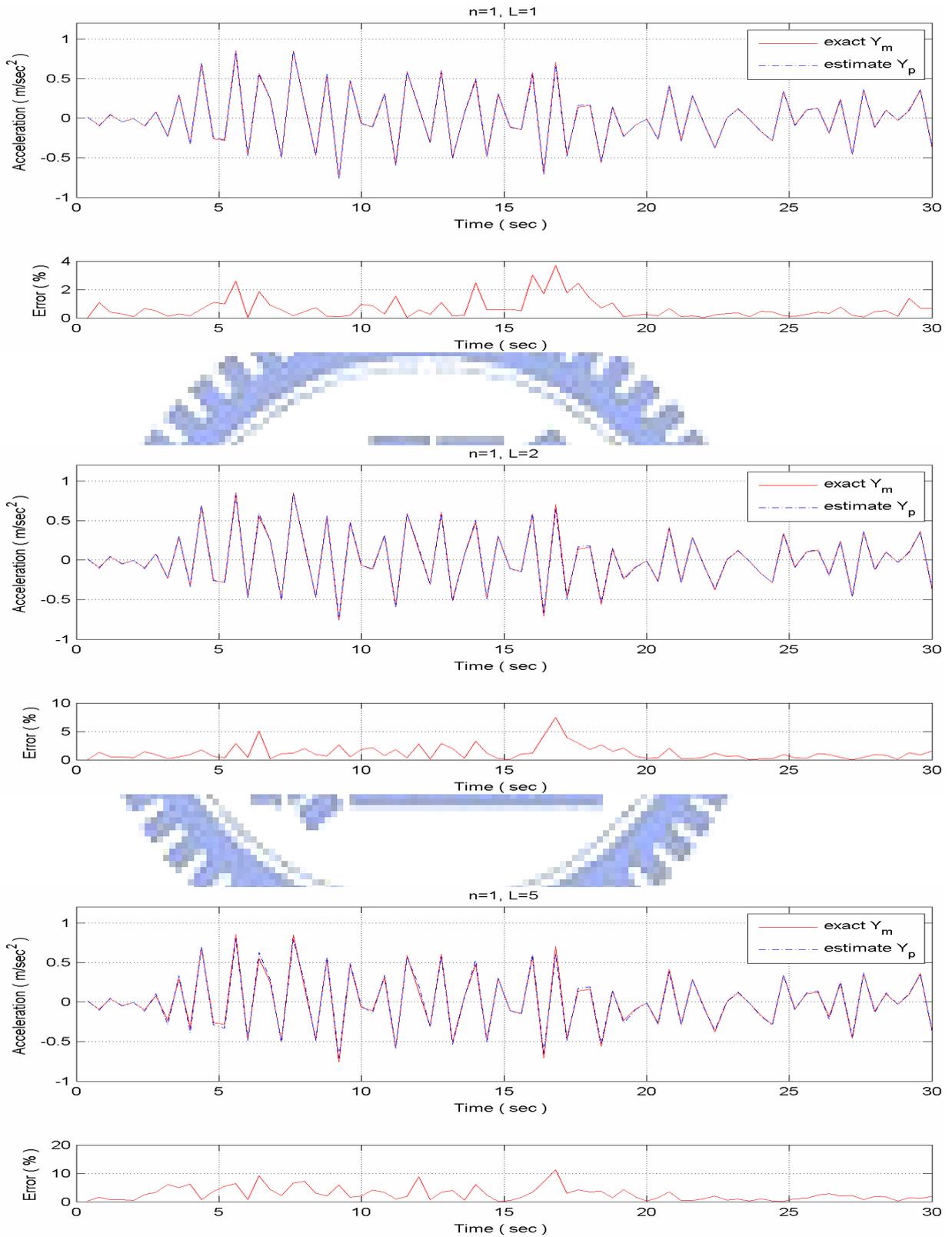


圖 3.56b 續上頁

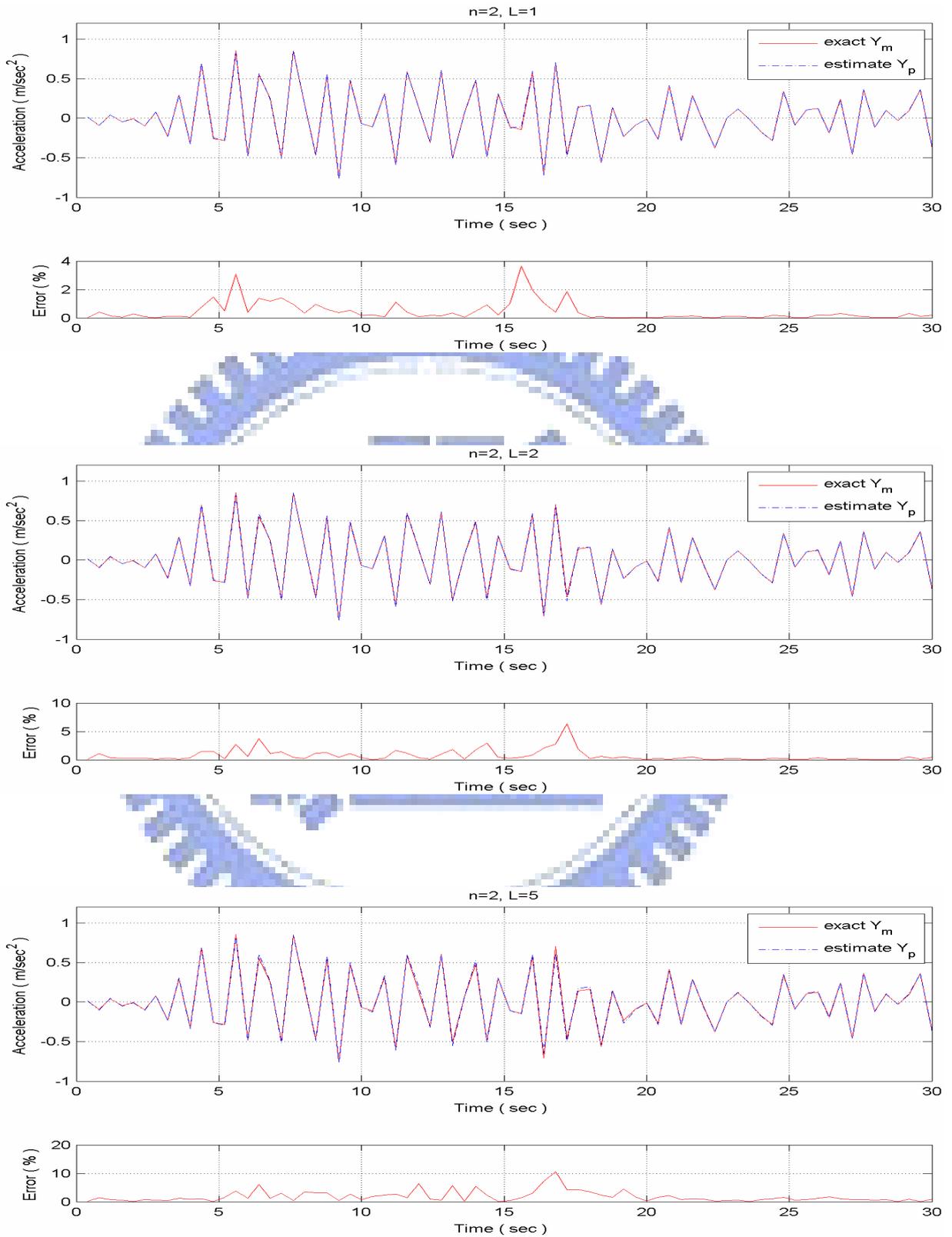


圖 3.56b 續上頁

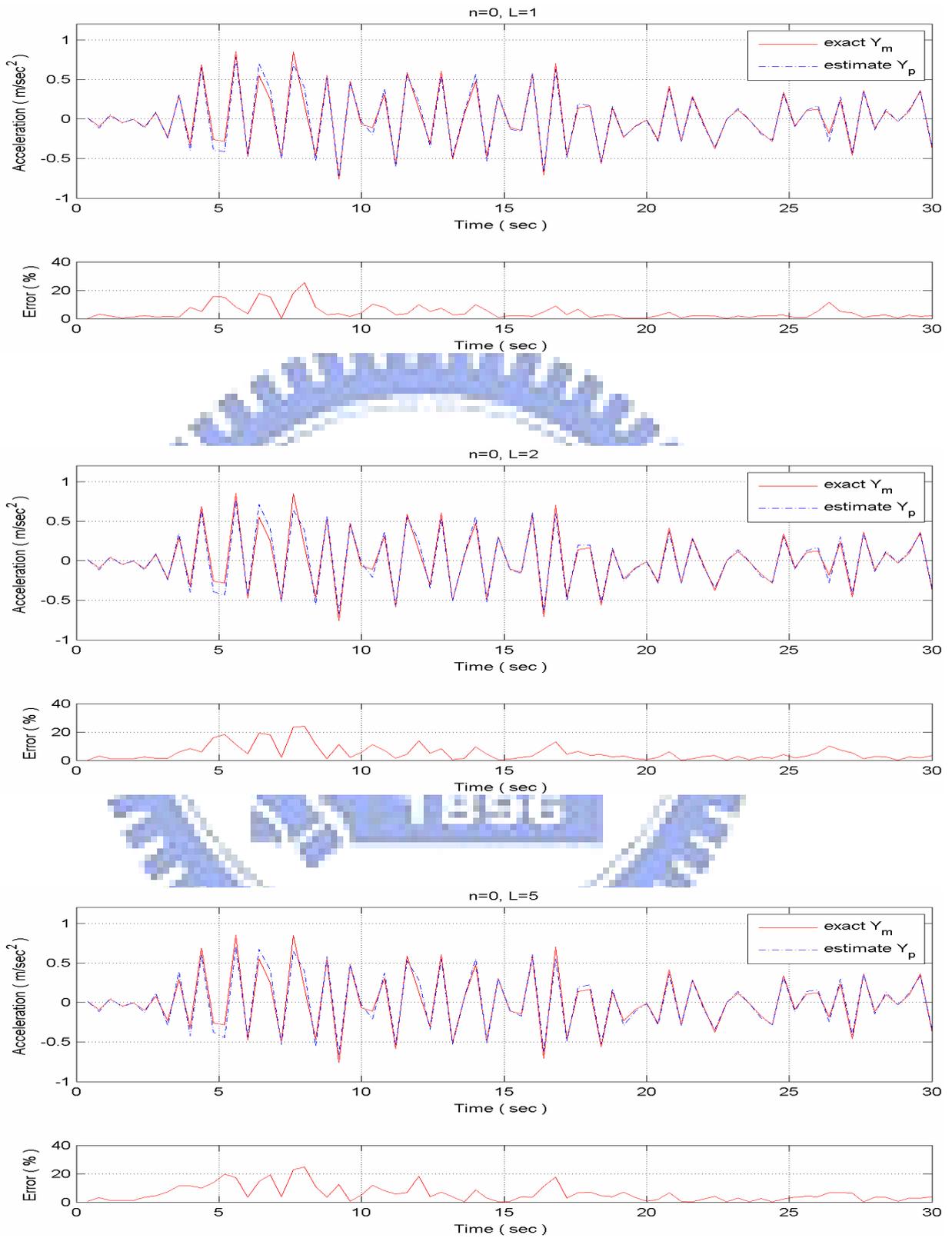


圖 3.56c 非線性系統之預測輸出加速度結果 (非線性轉換函數,  $z=3$ )

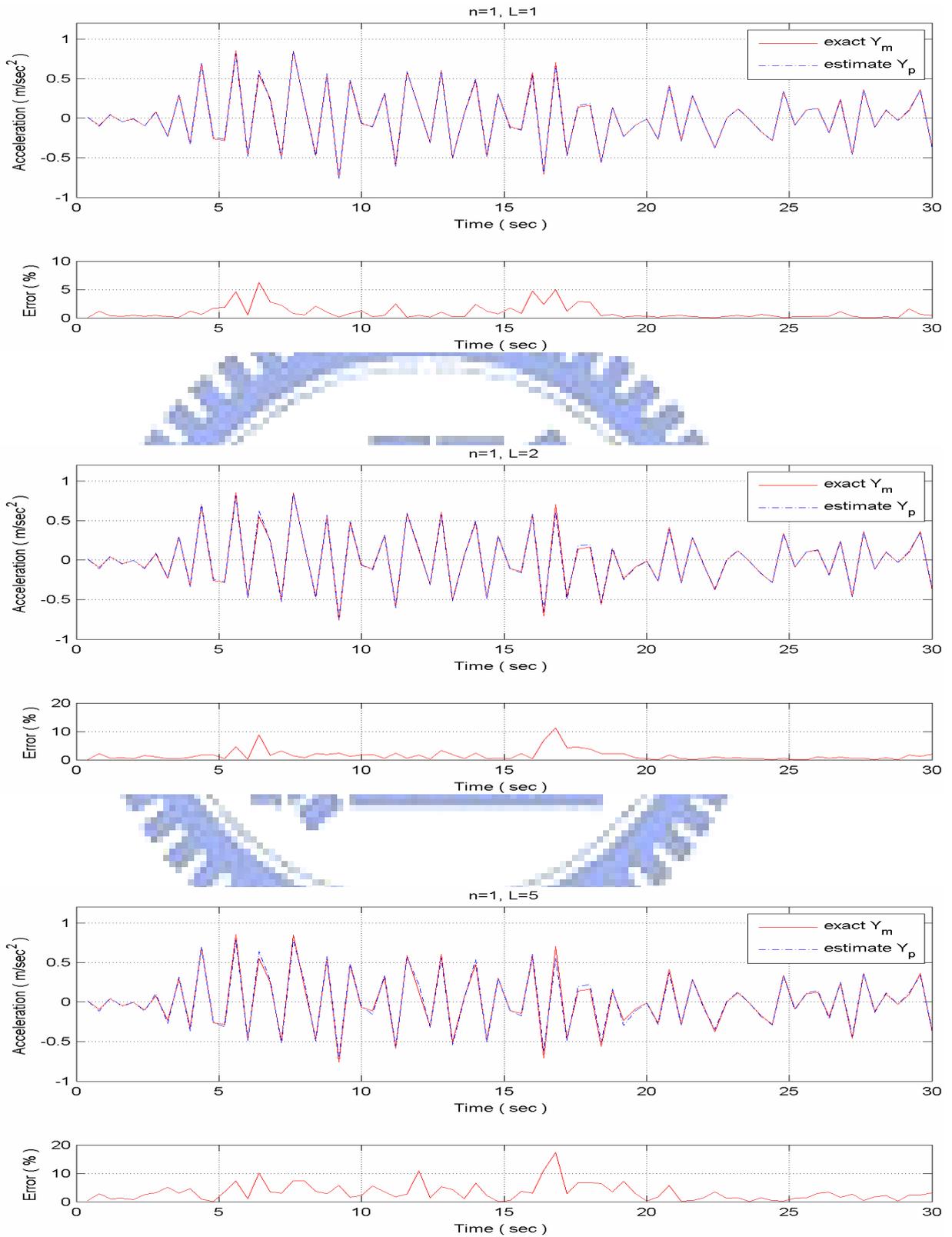


圖 3.56c 續上頁

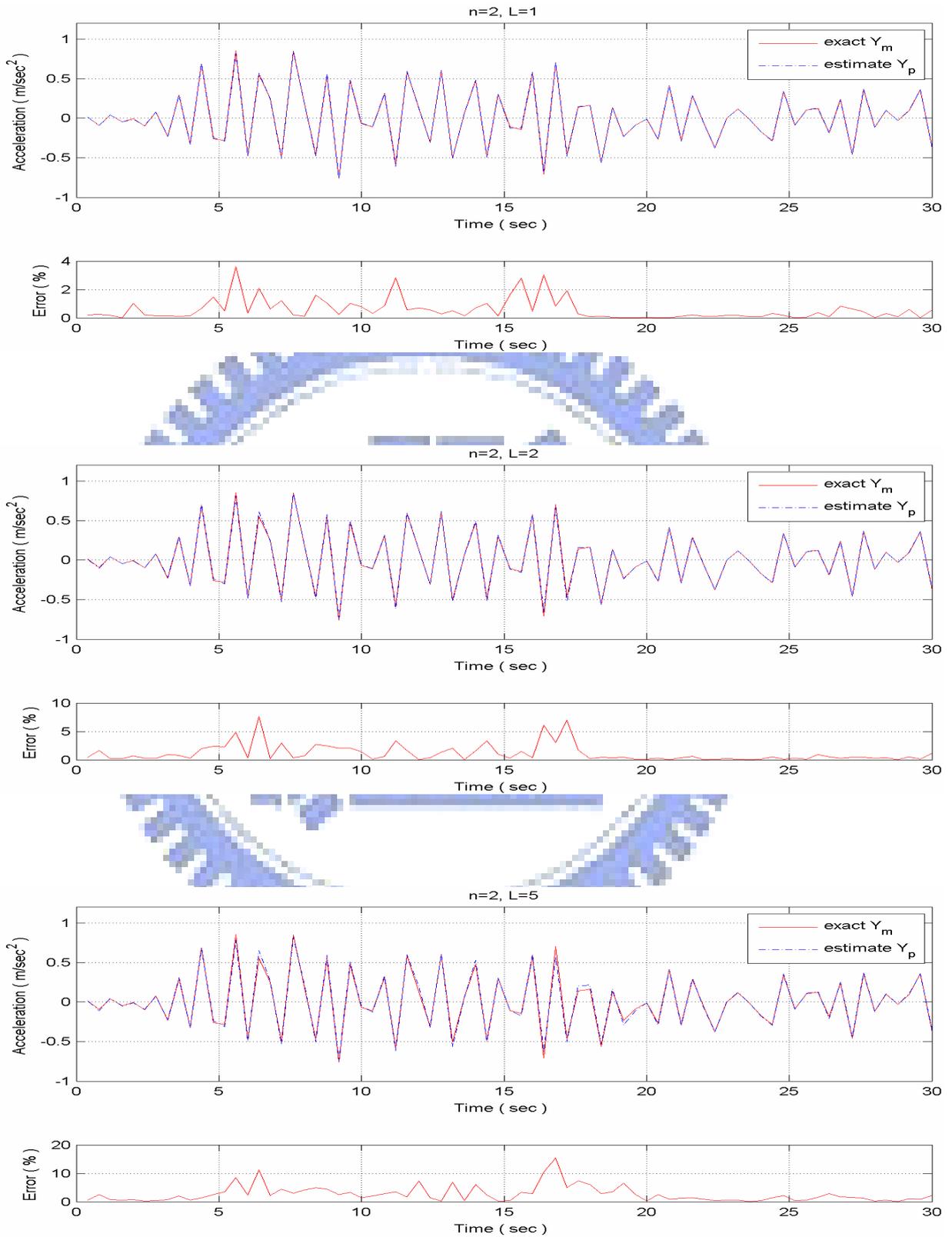


圖 3.56c 續上頁

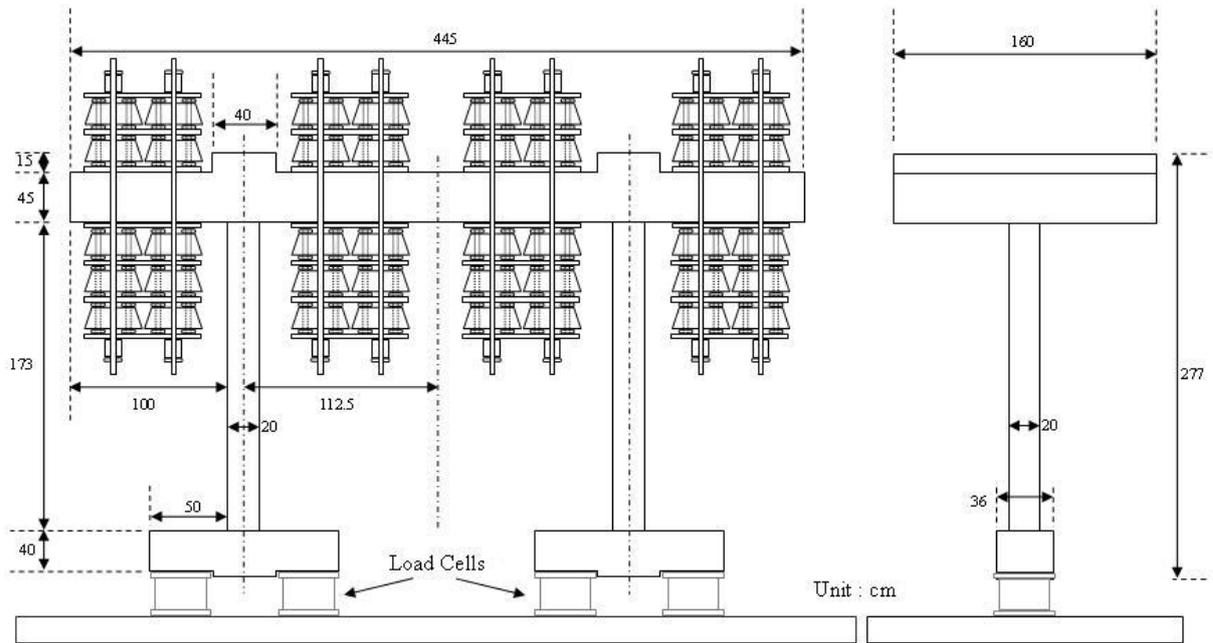


圖 4.1 待測結構物 ( 由國家地震工程研究中心提供 )



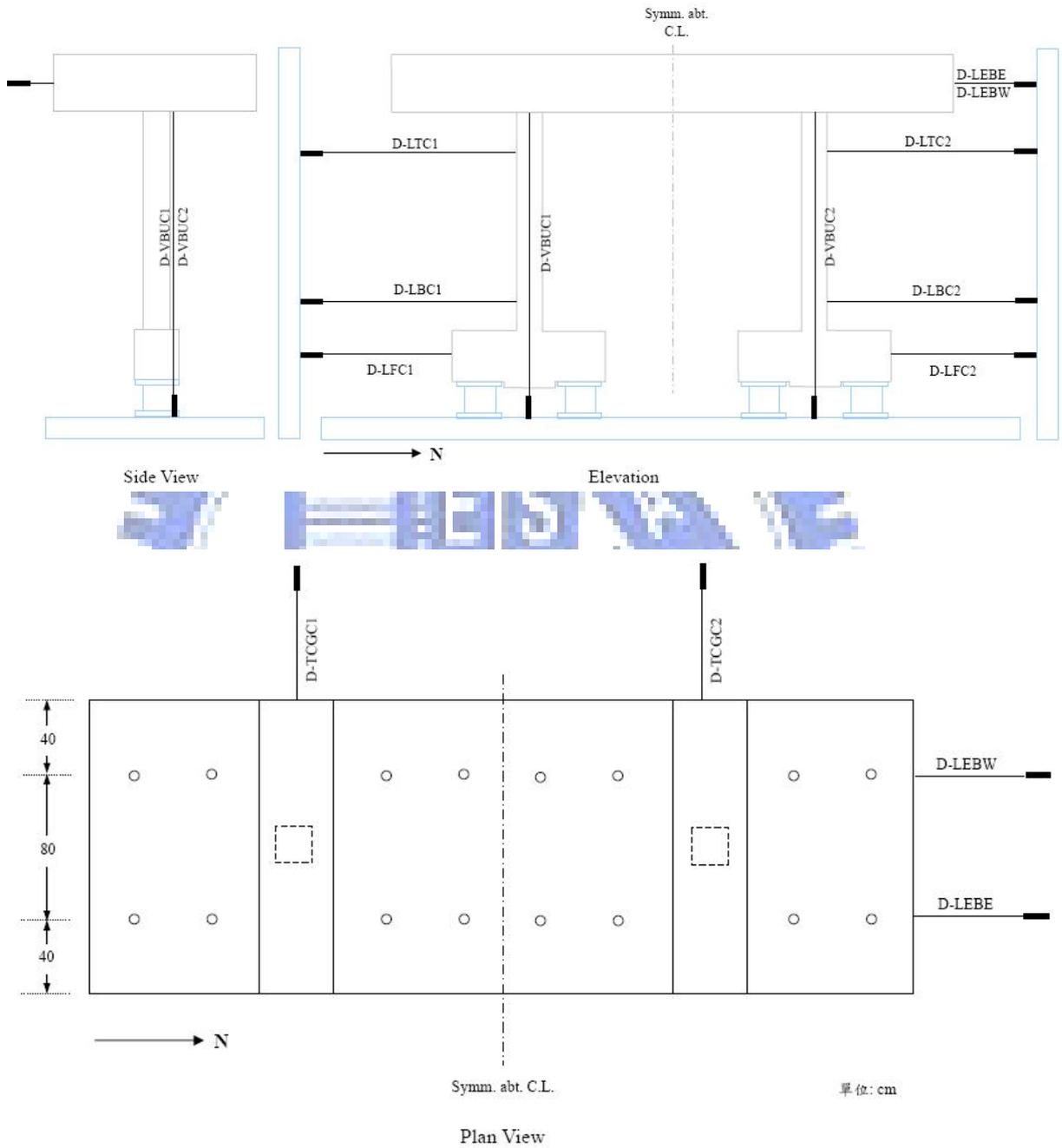


圖 4.2 待測結構物之位移計架設圖 ( 由國家地震工程研究中心提供 )

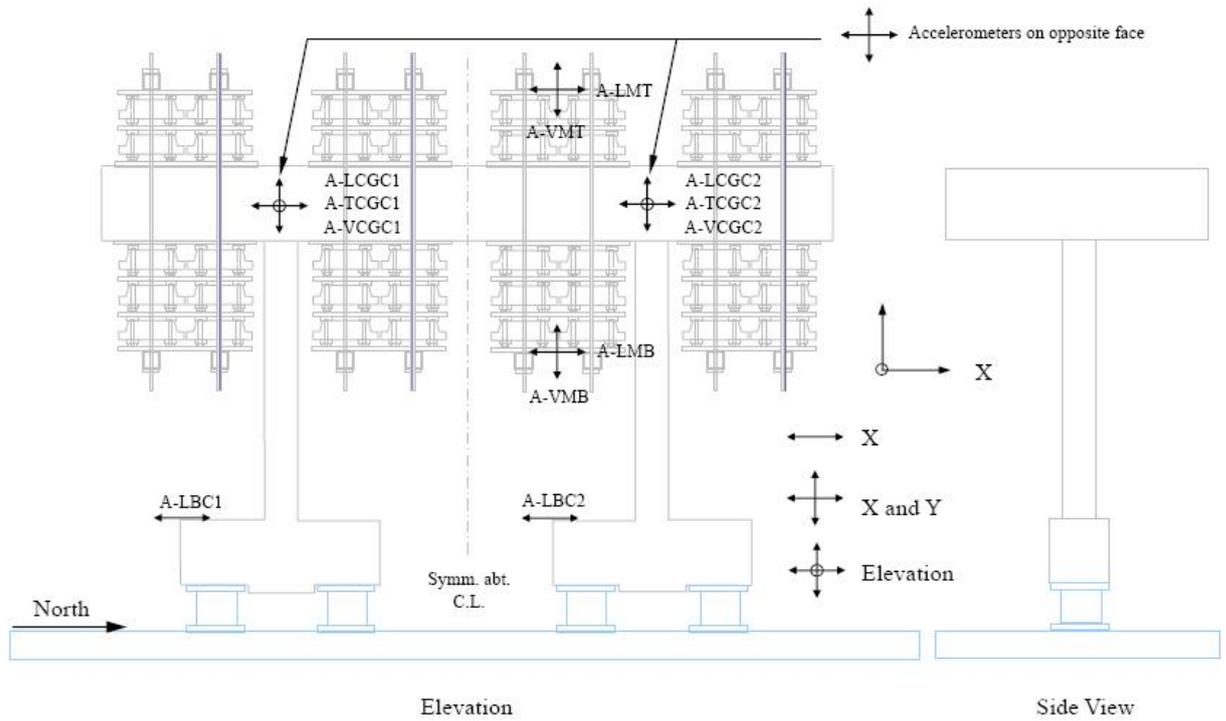


圖 4.3 待測結構物之加速度計架設圖 ( 由國家地震工程研究中心提供 )

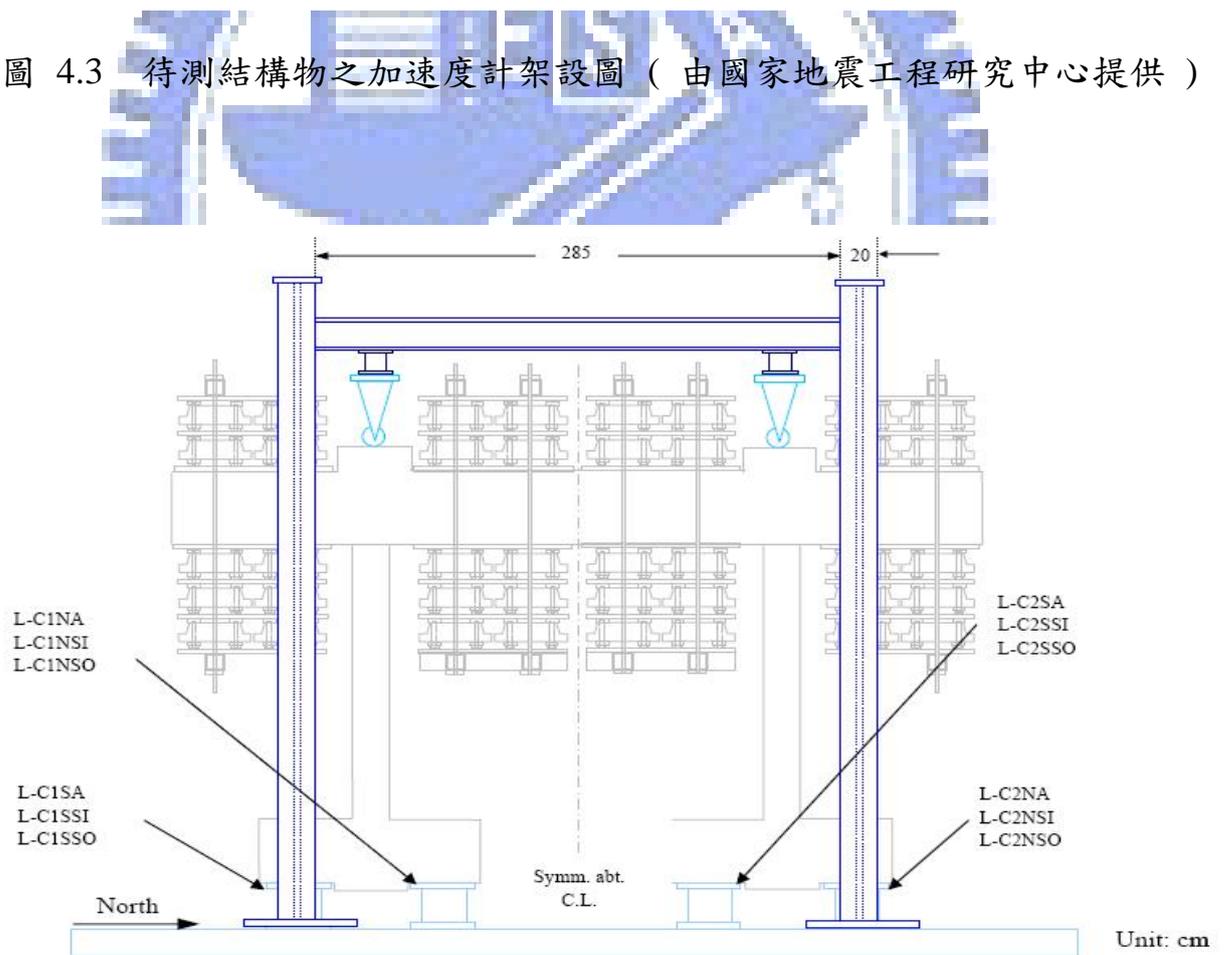


圖 4.4 待測結構物之基底剪力載重元件圖 ( 由國家地震工程中心提供 )

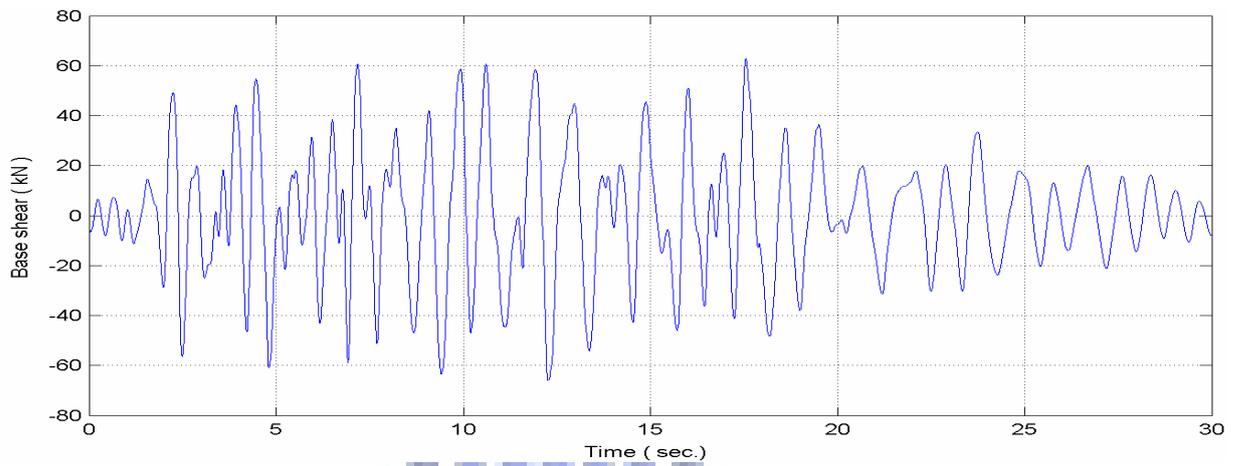


圖 4.5 基底剪力歷時圖

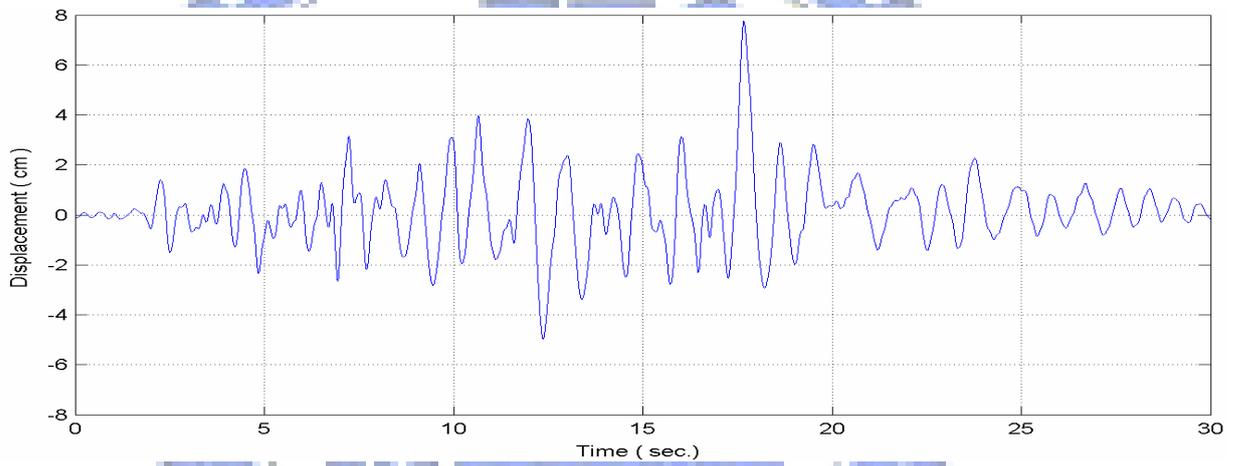


圖 4.6 位移反應歷時圖

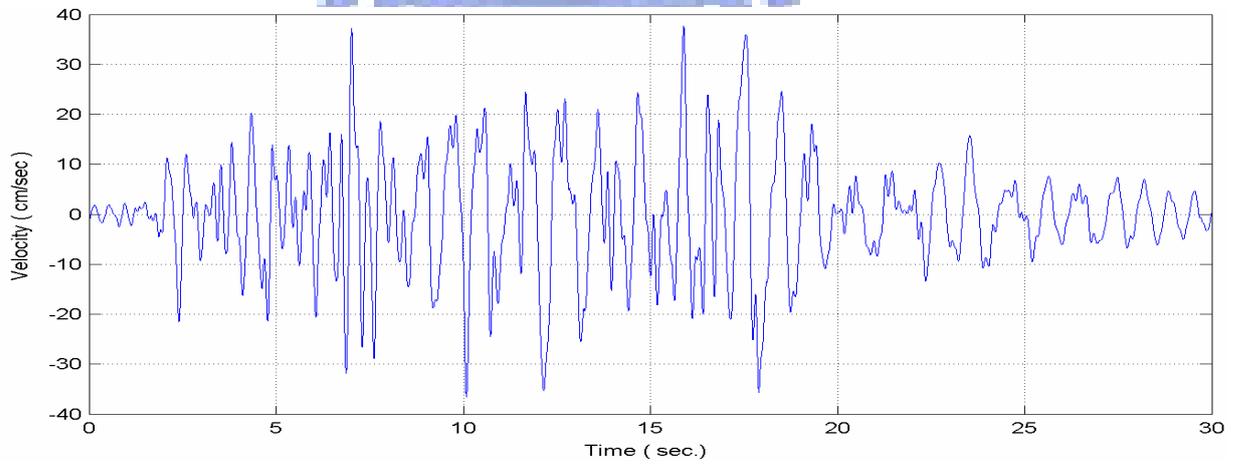


圖 4.7 速度反應歷時圖

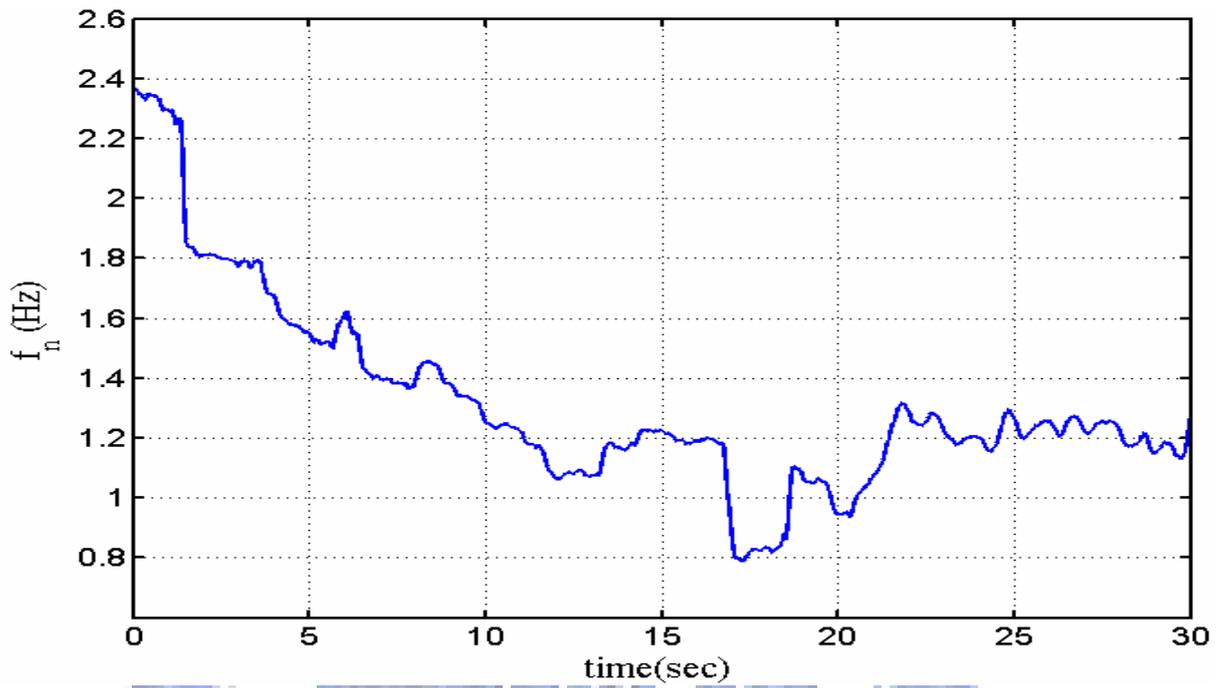


圖 4.8 實測資料迴歸之自然振動頻率歷時圖

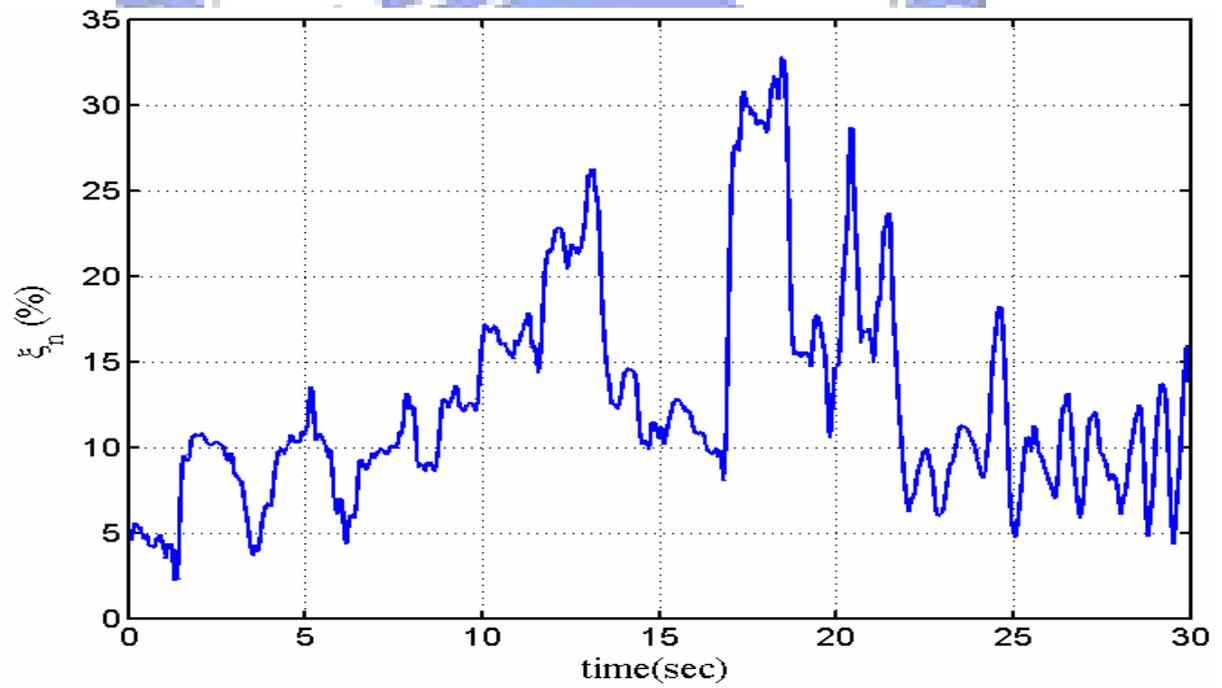


圖 4.9 實測資料迴歸之阻尼比歷時圖

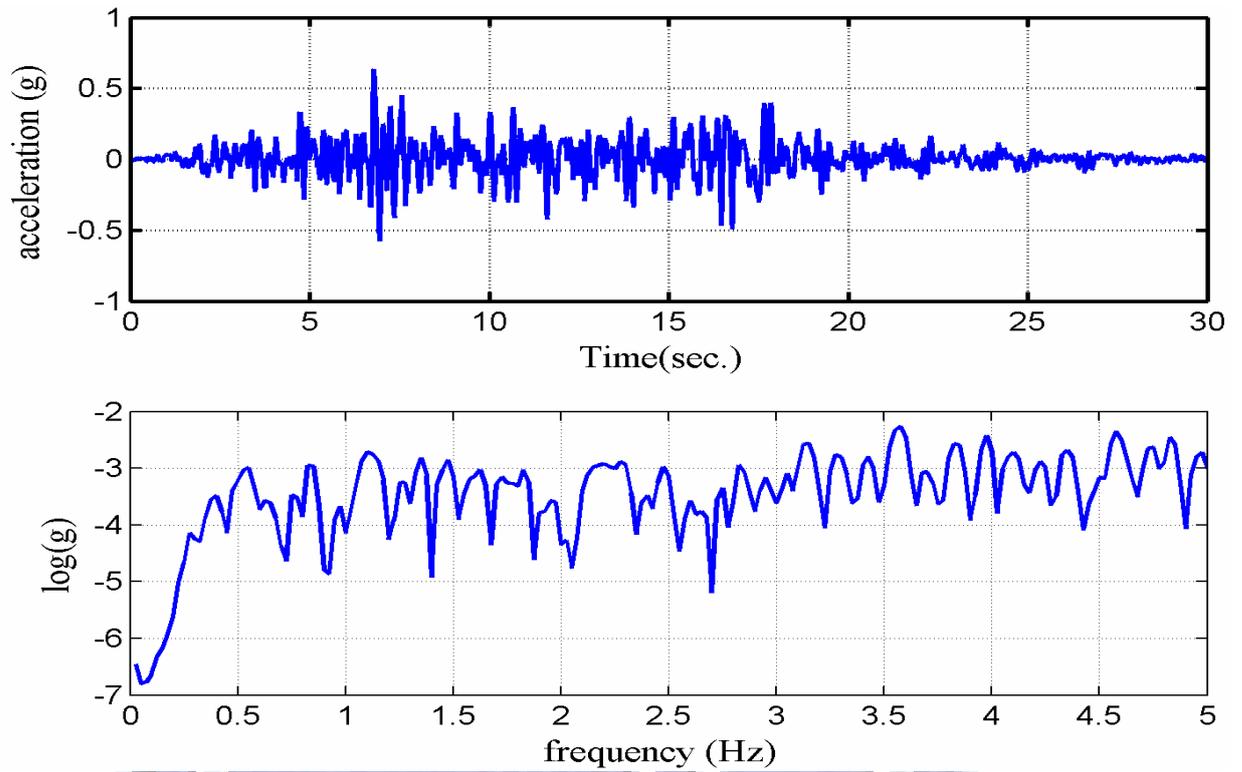


圖 4.10 實測資料之輸入地震歷時與頻譜圖

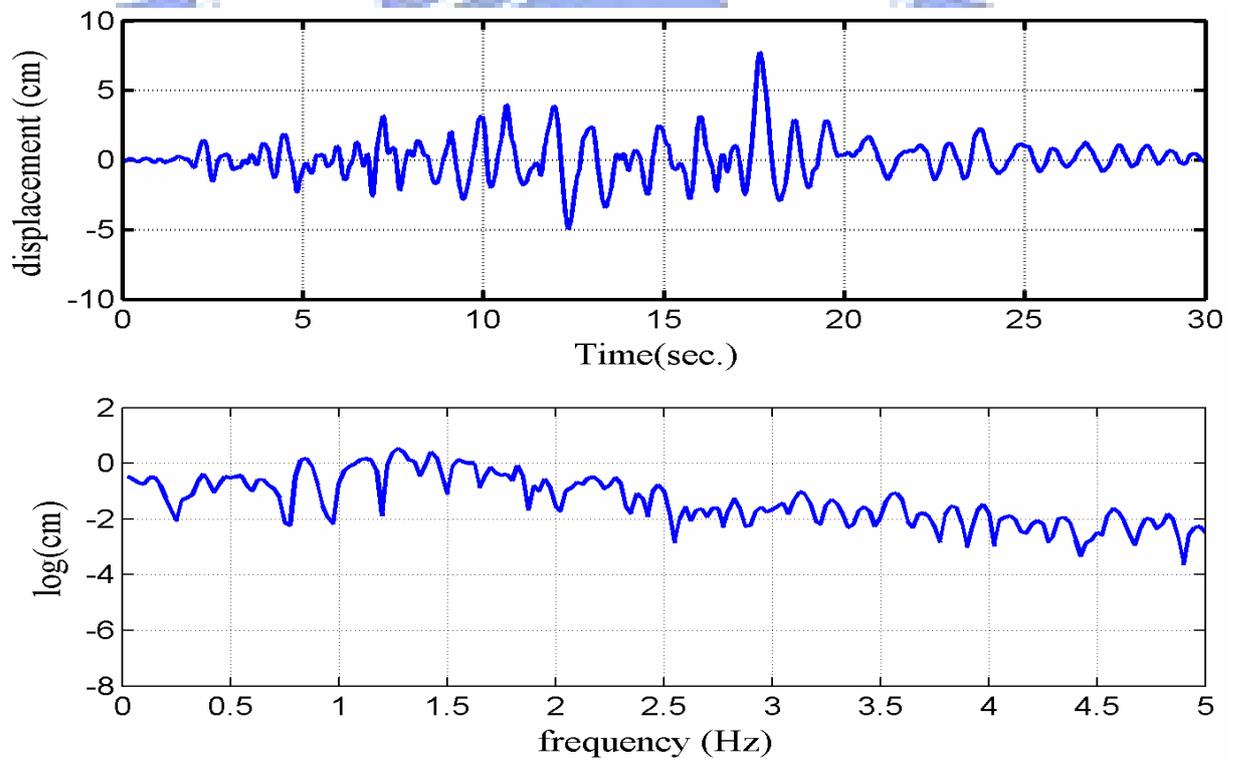


圖 4.11 實測資料之輸出位移反應歷時與頻譜圖

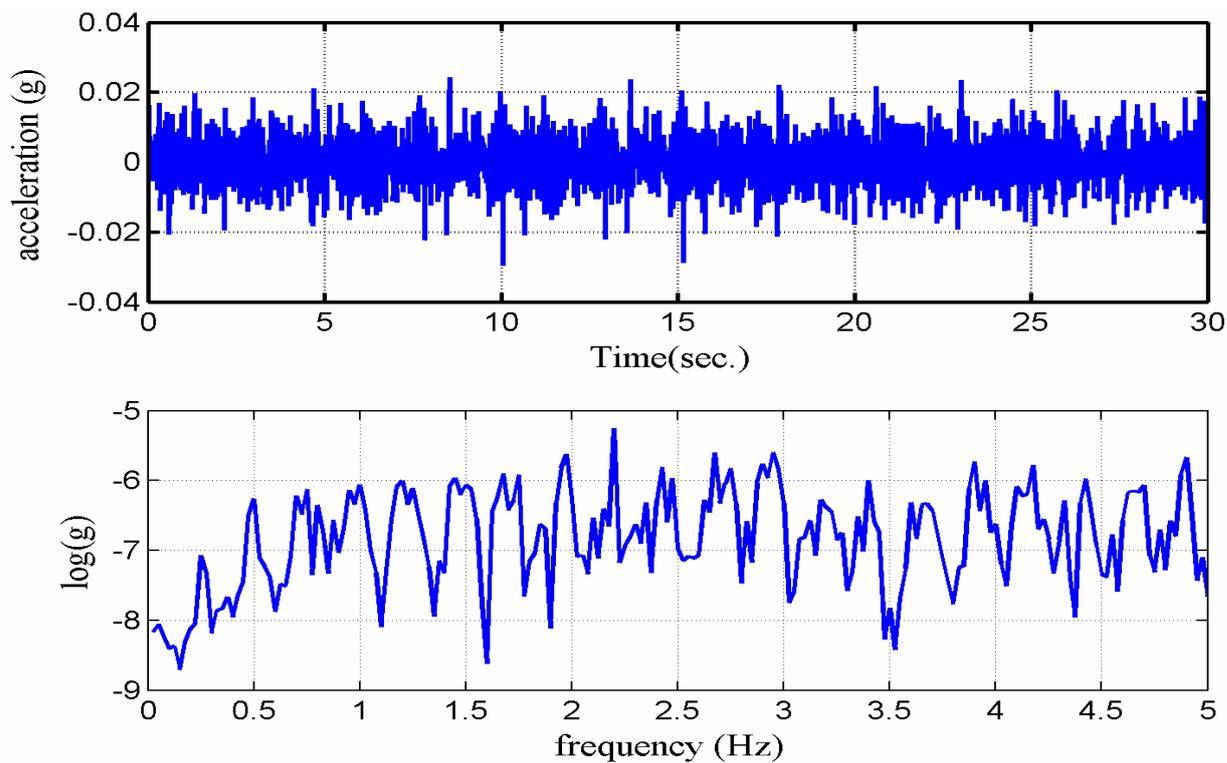


圖 4.12 待測結構物輸入歷時與頻譜圖 ( 損壞前 )

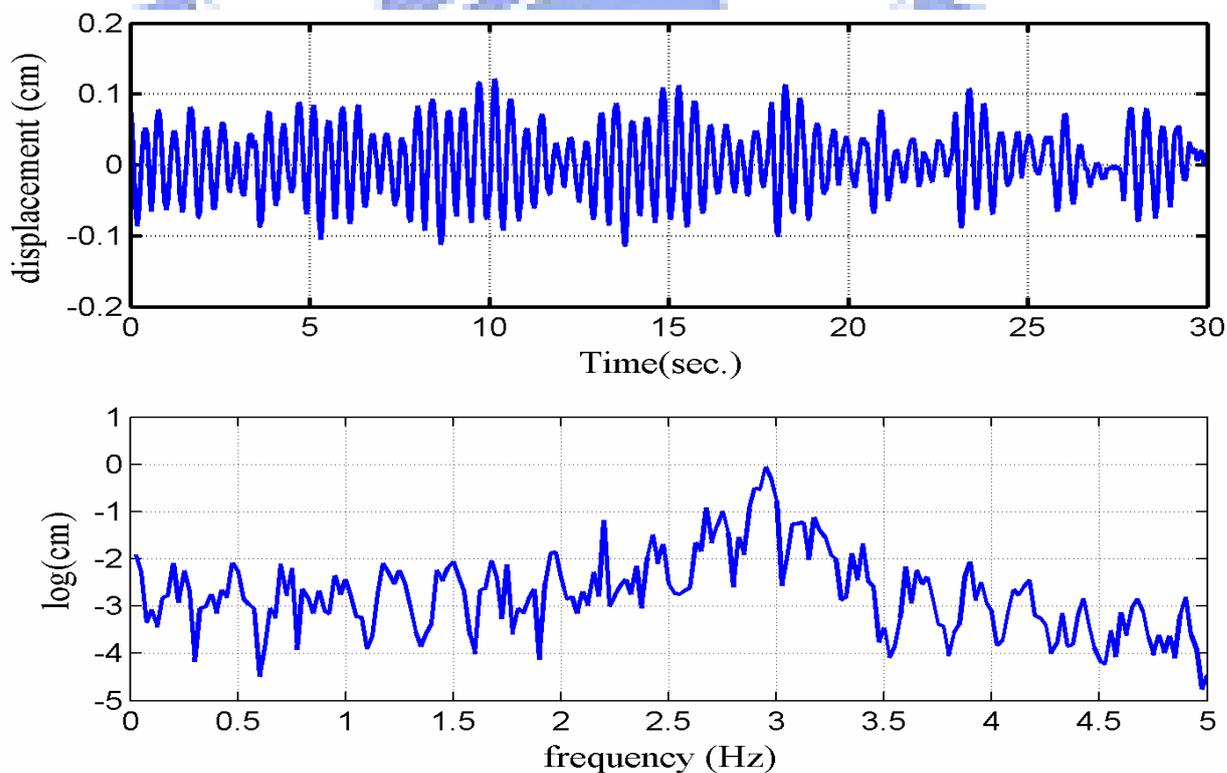


圖 4.13 待測結構物輸出位移反應歷時與頻譜圖 ( 損壞前 )

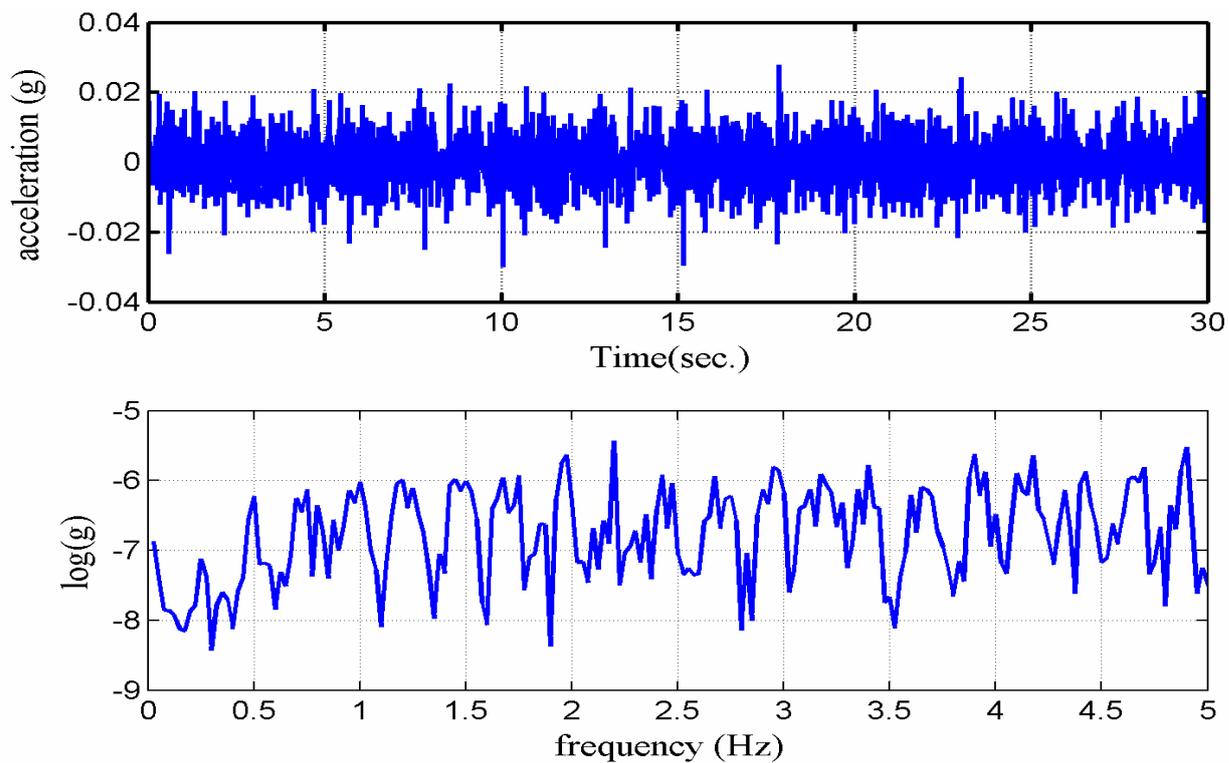


圖 4.14 待測結構物輸入歷時與頻譜圖 ( 損壞後 )

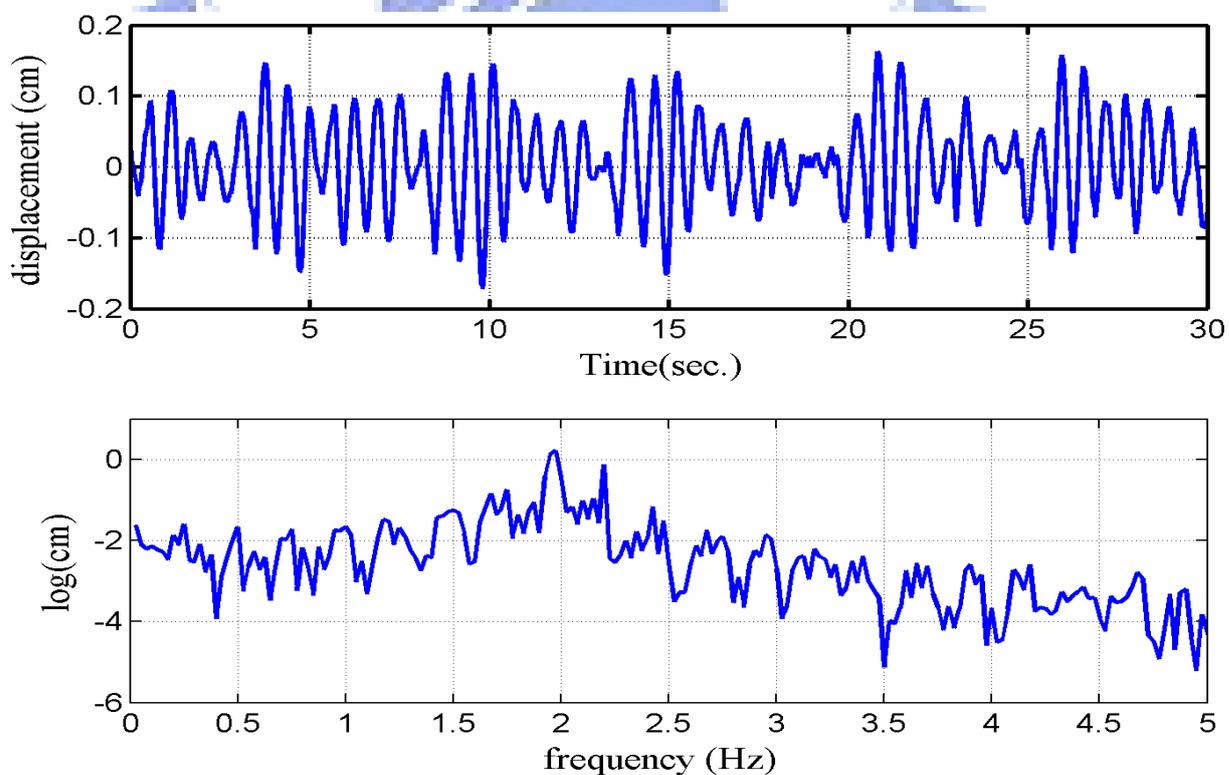


圖 4.15 待測結構物輸出位移反應歷時與頻譜圖 ( 損壞後 )

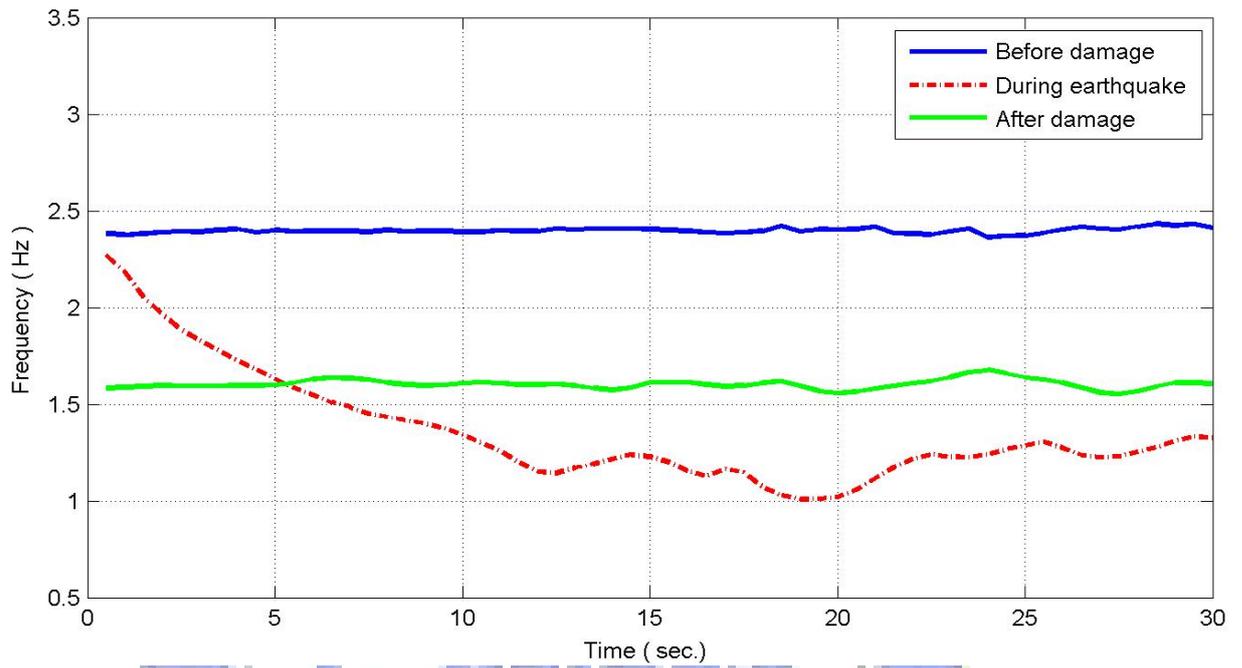


圖 4.16a 實測資料之識別結果 ( 頻率,  $(y_d, f_d) = (10, 11)$ )

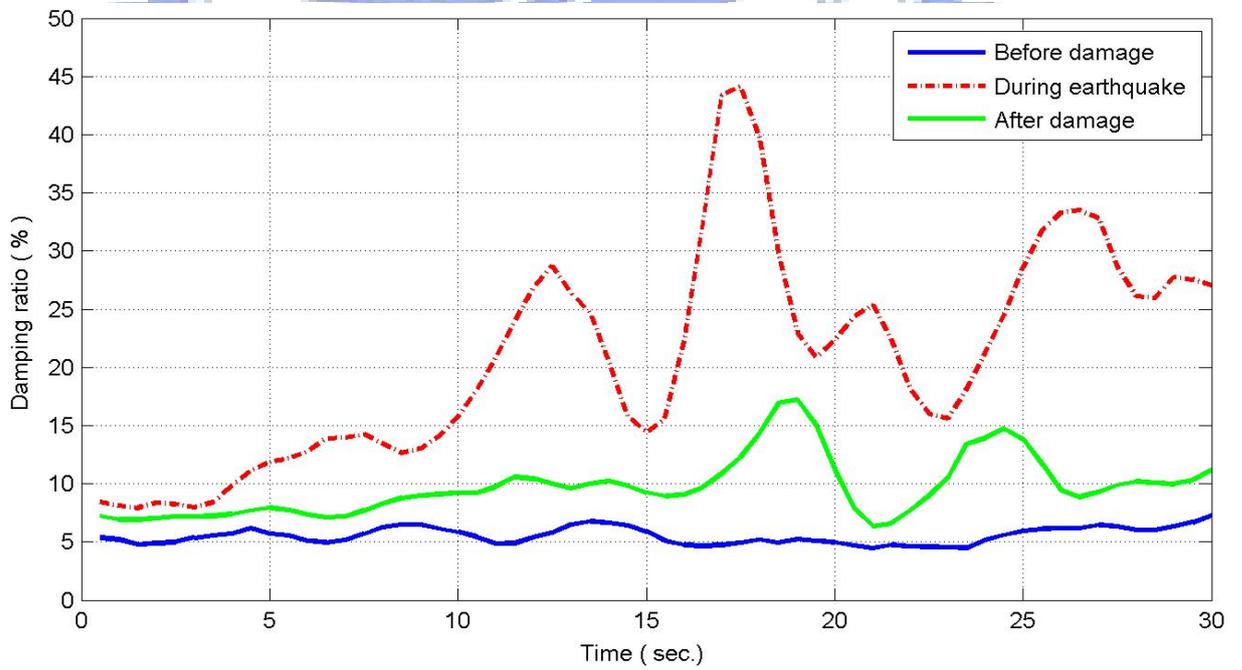


圖 4.16b 實測資料之識別結果 ( 阻尼比,  $(y_d, f_d) = (10, 11)$ )

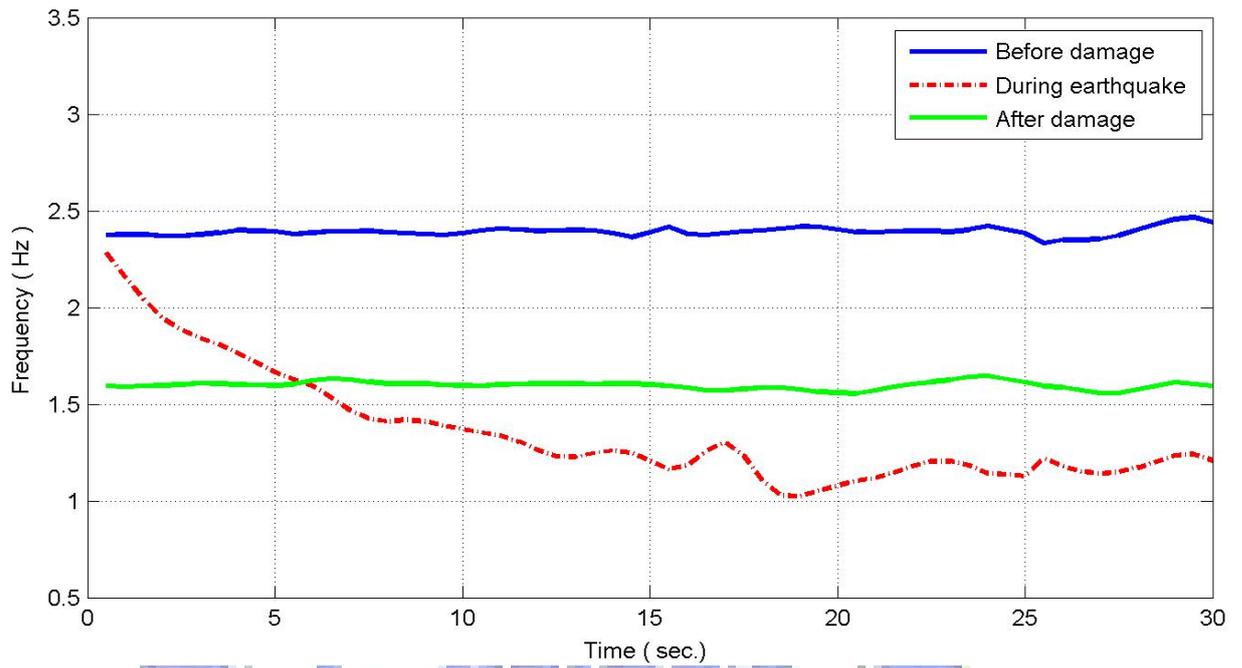


圖 4.17a 實測資料之識別結果 ( 頻率,  $(y_d, f_d) = (20, 21)$  )

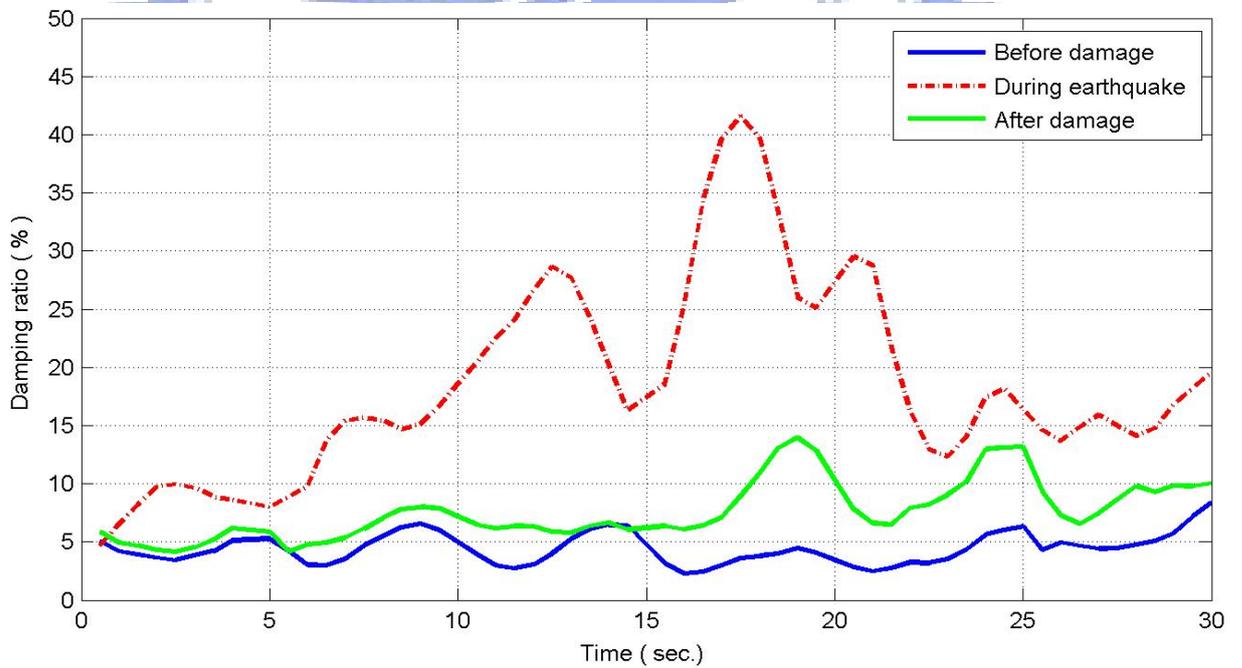


圖 4.17b 實測資料之識別結果 ( 阻尼比,  $(y_d, f_d) = (20, 21)$  )