

國立臺灣大學生物資源暨農學院生物環境系統工程學系

碩士論文

Department of Bioenvironmental Systems Engineering

College of Bioresources and Agriculture

National Taiwan University

Master Thesis

河川洪水系集預報模式

River Flood Ensemble Forecast Model



余思亮

Szu-Liang Yu

指導教授：許銘熙 博士

Advisor: Ming-Hsi Hsu, Ph.D.

中華民國 101 年 7 月

July, 2012

致謝

首先感謝恩師 許銘熙教授兩年來的指導，給予學生良好的研究環境和充分的自主權，幫助學生多次克服研究上的瓶頸。老師絕佳的修養，包容的胸襟，和提攜後進的精神，都讓學生銘記在心。

感謝口試期間李光敦教授、傅金城博士、和鄧慰先教授在學術上的指教，更感謝您們當時對本人的體貼與鼓勵。特別感謝傅博士在口試後詳盡的指點，讓本人幾乎把整篇論文重新寫過，使本文的敘述更加清晰明瞭。

感謝研究室與系上的學長、同學、和學弟妹在碩士期間的協助和關懷。衷心感謝孟原學長和偉柏學長多次耐心的幫忙，不知幫我省了多少時間和心力；心地善良的依潔在學業與生活上的照顧，建偉帶來的歡笑，齡心的鼓勵，都是我這兩年最美好的回憶。

感謝父母與親友在背後默默的支持和無怨無悔的付出，貝兒晚年一起度過的時光，和女友郁閔的陪伴，在我的生命中無可取代。

回想過去研究上遇到種種難題，依舊不敢相信能有完成的一天。

最後感謝上人和小萬，沒有你們，就沒有這篇論文。

摘要

台灣特殊的地理環境使得颱風豪雨等天然災害層出不窮，如何防洪治水向來是棘手的課題，因此準確地洪水預報對於決策單位即時應變至關重要。機率預報應用於河川洪水可進一步提供更多資訊，不只預測最可能發生之水位，更可預測其淹水位可能範圍，提供決策單位面對各種潛在狀況之參考。

本文以動力波模式(許銘熙等人，2000)為河川洪水預報之基礎，加入初始條件、邊界水位與曼寧糙度係數等不確定性進行系集預報，將原本之定率預報模式擴增為機率預報模式，再結合系集卡門濾波進行資料同化，以倒傳遞類神經網路模式於水位站之預報水位回饋修正，提升模式預報精度。

將模式應用於淡水河流域，經韋帕颱風(2007)與辛樂克颱風(2008)測試驗證後，結果顯示模式之回饋演算功能顯著提升定率預報精準度。機率預報提供 95% 信賴區間預報水位範圍，能有效預測洪水位之可能性。兩場颱風實際命中率分別為 89.5%、78.8%，顯示尚有其他不確定性之因子影響預報水位範圍，此現象尤其在河系中游區域更為明顯，可見尚需解決低估河系中游區域不確定性的問題，並進一步考慮更完整之不確定性來源。

關鍵字：系集預報；不確定性；洪水預報；動力波模式；系集卡門濾波；資料同化

Abstract

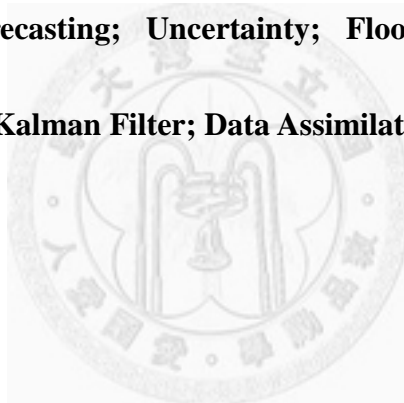
The special geographical and meteorological environment induced lots of natural disasters such as typhoon and flood in Taiwan. Emergency response and flood evacuation are the major non-structural measures for flood mitigation. Therefore, an accurate flood forecasting model is an indispensable tool for the decision of disaster management agencies. Probabilistic forecasting of flood stage can provide not only the most likely water level, but also the possible range, which offer the reference of a variety of potential situations for decision-makers.

Based on one-dimensional dynamic wave theorem, an ensemble forecast technique has been developed in this study by considering uncertainties factors including initial condition, boundary condition, and Manning's coefficient. The original of dynamic model is a deterministic model which converts to probabilistic forecasting model with the ensemble forecasting. The join data assimilation using the ensemble Kalman filter and back-propagation neural network are employed on gage stations which can offer better feedback estimate and model accuracy.

The model is applied to the Tamsui River basin. Two typhoon events of Weipa(2007) and Sinlaku (2008) are used as model validation. The simulated results show that flood stage of the probabilistic forecasting is better accuracy than that of the deterministic forecasting. Based on the probability forecast of 95% confidence interval,

the most of the observed level were located in the predicted range. From the comparison of the actual hit ratio of the two typhoon events, it can be found that the 89.5% and 78.8% of observed level fell at prediction range of confidence interval, which shown that forecast range is not enough and underestimate of the uncertainty. This phenomenon is obvious especially in the river midstream. It can be seen that the more factors of uncertainty is needed for further study.

Keyword: Ensemble forecasting; Uncertainty; Flood forecasting; Dynamic routing model; Ensemble Kalman Filter; Data Assimilation



目錄

摘要	I
Abstract	II
目錄	IV
表目錄	VII
圖目錄	VIII
第一章 緒論	1
1.1 前言	1
1.2 研究方法	2
1.3 本文組織	4
第二章 文獻回顧	5
2.1 系集預報相關研究	5
2.2 水文不確定性相關研究	8
2.3 河川洪水預報之相關研究	9
2.4 系集卡門濾波相關研究	11
2.5 綜合討論	13
第三章 模式理論	14
3.1 河川洪水預報模式	14
3.1.1 控制方程式	14
3.1.2 邊界條件與初始條件	15
3.2 系集卡門濾波	15

3.2.1 誤差協方差與分析方程式	15
3.2.2 系集平方根濾波	18
3.2.3 協方差局地化	20
3.2.4 協方差擴張	21
3.3 河川洪水系集預報模式	22
3.3.1 倒傳遞類神經網路模式	22
3.3.2 不確定性來源	23
3.3.3 不確定性設定	27
第四章 研究區域	30
4.1 研究區域概述	30
4.2 地文資料	30
4.2.1 河道斷面	30
4.2.2 堤防高程	31
4.2.3 曼寧糙度係數	31
4.3 水文資料	32
4.3.1 水文監測	32
4.3.2 水位站	32
4.3.3 雨量站	32
4.4 上游邊界及河口潮位	33
第五章 結果與討論	34
5.1 定率預報結果	34
5.2 機率預報結果	35
5.3 系集卡門濾波修正成效	38

第六章 結論與建議	40
6.1 結論	40
6.2 建議	41
參考文獻	42
附錄 A 動力波演算模式	103
附錄 B 倒傳遞類神經網路	108



表目錄

表 3.1 預報邊界條件統計 RMSE	51
表 3.2 曼寧糙度均勻分布上下界	51
表 4.1 淡水河 2004 年之斷面資料表	52
表 4.2 新店溪 2004 年之斷面資料表	53
表 4.3 景美溪 2004 年之斷面資料表	54
表 4.4 二重疏洪道 2004 年之斷面資料表	54
表 4.5 基隆河 2004 年之斷面資料表	55
表 4.6 淡水河流域內之水位站站況	60
表 4.7 淡水河流域內之水位站觀測儀器資料	60
表 4.8 淡水河流域內之雨量站站況	61
表 5.1 韋帕颱風 RMSE 比較表	62
表 5.2 辛樂克颱風 RMSE 比較表	63
表 5.3 預報水位範圍實際命中率	64

圖目錄

圖 1.1 研究流程圖	65
圖 2.1 本文研究理論交互關係	65
圖 3.1 缺乏空間相關性之初始條件系集樣本示意圖(水位剖線)	66
圖 3.2 河系中游低估不確定性示意圖(水位剖線).....	66
圖 3.3 缺乏邊界條件擾動之系集結果示意圖(水位剖線).....	66
圖 3.4 均勻分布之機率密度函數	67
圖 4.1 研究區域之水文站示意圖	67
圖 4.2 淡水河系河段編號示意圖	68
圖 4.3 淡水河主流至大漢溪縱剖面高程圖	68
圖 4.4 新店溪縱剖面高程圖	69
圖 4.5 景美溪縱剖面高程圖	69
圖 4.6 二重疏洪道縱剖面高程圖	69
圖 4.7 基隆河縱剖面高程圖	70
圖 4.8 水位站觀測儀器	70
圖 5.1 韋帕颱風淡水河水位站 RMSE 比較圖	71
圖 5.2 韋帕颱風基隆河水位站 RMSE 比較圖	72
圖 5.3 辛樂克颱風淡水河水位站 RMSE 比較圖	73
圖 5.4 辛樂克颱風基隆河水位站 RMSE 比較圖	74
圖 5.5 韋帕颱風入口堰預報 1 至 3 小時水位歷線	75
圖 5.6 韋帕颱風中正橋預報 1 至 3 小時水位歷線	76
圖 5.7 韋帕颱風臺北橋預報 1 至 3 小時水位歷線	77

圖 5.8 韋帕颱風獅子頭預報 1 至 3 小時水位歷線	78
圖 5.9 韋帕颱風五堵預報 1 至 3 小時水位歷線	79
圖 5.10 韋帕颱風長安橋預報 1 至 3 小時水位歷線	80
圖 5.11 韋帕颱風大直橋預報 1 至 3 小時水位歷線	81
圖 5.12 韋帕颱風土地公鼻預報 1 至 3 小時水位歷線	82
圖 5.13 辛樂克颱風入口堰預報 1 至 3 小時水位歷線	83
圖 5.14 辛樂克颱風中正橋預報 1 至 3 小時水位歷線	84
圖 5.15 辛樂克颱風臺北橋預報 1 至 3 小時水位歷線	85
圖 5.16 辛樂克颱風獅子頭預報 1 至 3 小時水位歷線	86
圖 5.17 辛樂克颱風五堵預報 1 至 3 小時水位歷線	87
圖 5.18 辛樂克颱風長安橋預報 1 至 3 小時水位歷線	88
圖 5.19 辛樂克颱風大直橋預報 1 至 3 小時水位歷線	89
圖 5.20 辛樂克颱風土地公鼻預報 1 至 3 小時水位歷線	90
圖 5.21 韋帕颱風淡水河水位剖線	91
圖 5.22 韋帕颱風基隆河水位剖線	92
圖 5.23 辛樂克颱風淡水河水位剖線	93
圖 5.24 辛樂克颱風基隆河水位剖線	94
圖 5.25 韋帕颱風淡水河系集卡門濾波修正前後比較	95
圖 5.26 韋帕颱風基隆河系集卡門濾波修正前後比較	97
圖 5.27 辛樂克颱風淡水河系集卡門濾波修正前後比較	99
圖 5.28 辛樂克颱風基隆河系集卡門濾波修正前後比較	101

第一章 緒 論

1.1 前言

近年來氣候變遷與極端氣候事件已成為人們切身面對之問題。世界各地發生之極端氣候事件甚至達到極為異常的情況，即使一般民眾都能明顯的感受到。

單舉 2010 年為例，當年印尼蘇門答臘規模 7.7 強震，引發嚴重海嘯；俄羅斯發生於七月至八月間出現四百年來最高溫，熱浪不僅引起森林大火、影響農作物生產，更直接造成人員死亡；同時巴基斯坦遭逢暴雨，連動引發土石流，造成一千五百人死亡；歐洲於冬天發生罕見寒害，暴雪成災，造成波蘭近一百人凍死，連南歐的義大利亦降下大雪。如此天災在短短一年內於世界各地發生，極端氣候事件不僅頻率增加，強度也向上升了一個層級。IPCC(Intergovernmental Panel on Climate Change)發表的氣候變遷報告第四版亦指出全球大部分地區之旱澇交替的發生頻率與強度有增強的趨勢。若氣候統計特性改變，未來的一百年重現期洪水可能會比過去的百年洪水還要更加強烈，成為人們更大的威脅。

現今災害逐漸轉變為複合型災害，地震引發海嘯，颶風引發豪雨，豪雨引發土石流。台灣特殊的地理環境使得颱風與地震等天然災害層出不窮。世界銀行 2005 年的統計指出，台灣可能是全球災害脆弱度最高的區域，2009 年莫拉克颱風帶來的極端降雨，加上後續引發之土石流即為明證。莫拉克颱風帶來前所未見之高強度、長延時且廣域型態降雨，造成近七百人死亡。可見台灣面臨之防災工作是前所未有的挑戰。

防洪治水方法可大致分為工程措施與非工程措施。工程措施包括：水庫、水壩、堤防、分洪道、輸洪道、下水道及抽水站等水利設施；非工程措施可進一步降低洪水造成之災害，像是：洪水平原管制、都市計畫、建物管制、淹水潛勢分析、防洪預警系統、規劃疏散機制及洪災保險等等。過去人們總想要一勞永逸的

解決水患問題，然而在氣候變遷的衝擊下，天災已經變成無法避免的存在。因此減災、整備、應變及復原的防災概念為將災害減低至關重要的一環。

洪水預報可在災害來臨前提供預警，爭取應變時間以做出必要的防範及疏散，其預報準確度對事前的判斷相當重要。由於自然界現象詭譎多變，在大氣科學中已廣泛應用機率預報的概念，將過去單一值的預報擴展為複數的預報結果。例如天氣預報中降雨事件發生的機率；颱風路徑的可能行經範圍等等。

將機率預報應用於河川洪水預報可進一步提供更多洪水應變的資訊，不只預測最有可能發生的洪水水位，更預測水位發生的可能範圍，做為決策者面對各種可能狀況之參考。

1.2 研究方法

本文提出河川洪水系集預報模式，不僅預報最可能發生之水位，更進一步預報可能發生的水位範圍及其相應的發生機率。提供決策者在面對颱風豪雨事件時能同時考慮最嚴重與最輕微的狀況，從而做出適當的應變措施。本文之詳細研究流程如圖 1.1 所示，說明如下：

1.產生初始系集

系集預報為達到機率預報之目的，必須產生具有差異的系集，分別進入模式演算。為避免在未來一小時低估河系中游預報水位之不確定性，可在即時 t 時刻之邊界條件及初始條件加入與未來一小時相等之不確定性，使其傳遞進入未來時刻。

2.洪水演算模式

本文使用動力波模式作為河川洪水演算之工具。將三十組各自帶有不同邊界條件與初始條件之初始系集輸入模式，演算即時全河系斷面水位，得到三十組不同之結果。

3.系集卡門濾波資料同化

以系集卡門濾波結合河系內部水文站之即時觀測水位資料同化，回饋修正原始水位，提升演算之精準度。

4.即時水位機率分布

由三十組修正水位當作樣本，估計即時水位機率分布。

5.邊界條件不確定性

預報未來一小時全河系斷面水位必須先給定未來一小時邊界水位方能進行演算。使用倒傳遞類神經網路模式預報未來一小時邊界水位，並加入常態分布隨機擾動產生三十組邊界條件。

6.河道糙度不確定性

以均勻分布產生三十組具有差異的曼寧糙度係數。

7. 洪水演算模式

將上述之三十組修正水位、三十組邊界條件及三十組曼寧糙度係數一對一依序配對組合，產生三十組系集輸入條件。換句話說，第一個系集由隨機產生的第一筆初始條件、隨機產生的第一筆邊界條件及隨機產生的第一筆曼寧糙度係數組成，做為此系集的輸入條件。最後每個系集分別進入動力波模式演算未來一小時全河系斷面預報水位，得到三十組預報結果。

8.系集卡門濾波資料同化

以系集卡門濾波結合倒傳遞類神經網路模式(Back-Propagation Neural Network, BPN)於河系內部水文站位置之預報水位，回饋修正原始預報水位，提升預報之精準度。

9.預報水位機率分布

由三十組修正預報水位作為樣本，估計未來一小時預報水位機率分布。

10.同方法預報未來二、三小時水位

如同未來一小時之研究方法，於未來第二小時產生三十組邊界條件與曼寧糙度係數，加上未來一小時修正預報水位依序配對，建立三十組不同的輸入條件進

入動力波模式演算；再以系集卡門濾波結合倒傳遞類神經網路模式預報水位回饋修正，得到未來第二小時預報水位機率分布。

1.3 本文組織

本論文之內容依研究方法、文獻回顧、模式理論、研究區域、模擬結果等部分組成，其各章節所涵蓋之內容要點如下：

第一章：為本文之緒論，說明本文之目的、詳細研究方法與流程。

第二章：將國內外有關係集預報、水文不確定性、河川洪水預報、及系集卡門濾波發展及應用方面之相關研究文獻，作有系統之回顧與討論。

第三章：詳細闡述本文中所應用之模式理論與步驟，包括河川洪水預報模式、系集卡門濾波、不確定性、以及本文架構之河川洪水系集預報模式。

第四章：概述本文之研究區域概況，地文與水文資料，以及數值模式邊界條件。

第五章：以兩場颱風事件進行模式驗證，將結果分為定率預報和機率預報兩部分討論，並分析系集卡門濾波回饋修正之效果。

第六章：本文之結論與建議。

第二章 文獻回顧

本文嘗試應用系集預報於河川洪水預報模式，將過去視為確定之模式輸入條件加入不確定性的概念，期望達到機率預報的效果。並且結合系集卡門濾波之資料同化能力，以倒傳遞類神經網路模式於水位站之預報值回饋修正，提升河川洪水預報的精度。本文分為系集預報相關研究、水文不確定性相關研究、河川洪水預報相關研究，及系集卡門濾波相關研究四方面說明如下：

2.1 系集預報相關研究

預報型式一般可以分為定率(deterministic)預報與機率預報兩種，定率模式針對預報目標僅輸出單一定值的預報值，而機率預報不只輸出機率分布之範圍，亦可提供最可能發生之預報值。機率預報的方法主要可分為下列四種：貝氏預報(Bayesian forecasting system)、卡門濾波(Kalman filter)、系集預報(Ensemble forecasting)及 Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE)方法(陳憲宗與游保杉，2007)。

系集預報發源自大氣科學。在測量大氣條件(例如氣壓、濕度等)時，常有無法避免的測量誤差，而大氣系統對擾動的敏感度極高，具有蝴蝶效應，也就是一開始的微小差異可能引發日後極大的變化。因此測量誤差有時候甚至可能造成截然相反的預報結果，像是晴天或雨天。為了解決這樣的問題，系集預報藉由產生一組具有微小差異的初始條件樣本，稱之為系集，分別以同一模式或多種模式模擬預測各種可能的未來狀況，系集結果的分布即為機率預報的樣本，可估計預報值的機率分布。後續的研究指出，除了初始條件之外，亦可將邊界條件與模式參數等各種不確定性來源以系集方式呈現，可見系集預報具有在定率預報模式上結合不確定性來源產生機率預報的能力。在理想的情況下，若完整考慮所有不確定性來源，真實值將落在所有系集之預報結果分布的範圍內；若比較整體預報精度，

這些預報結果的平均值將優於任何單一預報結果 (Warner, 2010)。

這些年來，由於系集預報在氣象學上的成功，許多不同國家的洪水預報中心開始應用系集預報或相似的概念。重要單位有：歐洲聯合研究中心(European Commission Joint Research Centre)的歐洲洪水警報系統(European Flood Alert System, EFAS)(Thielen et al., 2009)；芬蘭水文模式(Finnish Hydrological Service)(Vehviläinen et al., 2005)；瑞典水文氣象模式(Swedish Hydro-Meteorological Service)(Johnell et al., 2007; Olsson and Lindström, 2008)；美國國家海洋與大氣局(National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA)發展的進階水文預報模式(Advanced Hydrologic Prediction Services, AHPS)(McEnery et al., 2005)；比利時皇家氣象研究所(Royal Meteorological Institute of Belgium)(Roulin, 2006; Roulin and Vannitsem, 2005)；以及荷蘭(Renner et al., 2009)、澳洲(Haiden et al., 2006; Komma et al., 2007; Reszler et al., 2006)等模式。

國外相關研究有：Epstein 於 1969 年發現高敏感性的系統由於參數的不確定性有如蝴蝶效應般放大，因此不宜以單一預報模式預報，進而提出一組具有平均值和變異數的預報(Epstein, 1969)。1992 年歐洲中尺度預報中心(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF)建立系集預報系統(Ensemble Prediction System, EPS)於氣象預報之應用(Molteni et al., 1996)。Buizza 進一步證實 ECMWF 之系集預報系統(EPS)對未來四天之降雨量的預測效果相當良好(Buizza et al., 1999)。Krzysztofowicz 以貝氏機率理論在定率水文模式上構建機率預報，將不確定性分為降雨量等輸入不確定性及水文不確定性，分別以系集預報和離線模擬推算其總和不確定性，其貝氏機率系集可提供機率洪水預報之演算(Krzysztofowicz, 1999)。Buizza 和 Hollingsworth 的研究顯示系集預報可做為未來可能暴風事件提早預警之指標，而系集預報可有效應用於易產生不一致結果的系統(Buizza and Hollingsworth, 2002)。De Roo 結合氣象預報模式於歐洲洪水預報系統(European flood forecasting system)，並以系集預報計算超越流量的風險度(de Roo et al.,

2003)。Verbunt 等人以 ECMWF 之全球系集預報系統(ensemble prediction system, EPS)建立 51 個初始系集描述大氣條件，接著降尺度至有限區域系集預報系統(Limited-area EPS)得到高解析度之氣象預報系集，輸入水文模式產生洪水機率預報。其方法係由系集預報表現氣象不確定性，傳遞輸入水文模式產生不同結果，但並不考慮水文演算過程之不確定性(Verbunt et al., 2007)。Cloke 與 Pappenberger 探討將系集預報系統應用於洪水模式的優缺點，指出其可更早提出水位警報與較高之信度，但仍需更多量化證據驗證此警報是否合理(Cloke and Pappenberger, 2009)。

國內的相關研究有：簡芳菁等人(2003)以 MM5 系集預報驗證降雨預報之正確性，建立最佳預報能力的物理組合權重。林沛練(2010)應用數值系集氣象系統(Numerical Ensemble Forecast System)於風速測量誤差高敏感的風能評估與預報上，提升短期天氣預報能力。楊明仁(2001)應用各種數值模式物理參數法的系級預報技術於颱風事件之演算，研究此法對颱風路徑、強度，以及風雨分布的預報能力。結果顯示不同物理參數法對颱風路徑、中心最低氣壓、最大陣風及降雨分布有顯著的影響。

系集預報應用於水文模式的常見作法如下：通常是大氣的數值預報模式(Numerical Weather Prediction, NWP)應用系集方法演算，例如歐洲中尺度天氣預報中心系集預報系統(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts Ensemble Prediction System, ECMWF-EPS)，產生多種氣象預報情境；再透過降尺度模式以及降雨逕流模式推估水文模式之多種可能入流量。如此可將氣象預報中的不確定性串聯傳遞至水文模式，從而產生河川洪水系集預報。然而，此舉無法完整表現河川洪水預報的不確定性，在忽略水文模式及水文水理參數不確定性的情況下，總體不確定性可能會被低估。

綜觀以上前人之研究，系集預報在氣象預報已發展相當成熟。近年來許多先進國家之洪水預報中心先後採用全球大氣模式之系集預報結果輸入水文模式演

算，其優點在於可考慮多種氣象預報情境下之可能性，更早提出水位警報與較高之信度，且能計算溢堤之機率。

2.2 水文不確定性相關研究

本文以動力波模式進行河川洪水之演算，在無側入流的假設下，降雨量不確定性透過倒傳遞類神經網路模式以上游邊界水位的形式輸入河川洪水演算模式。因此對倒傳遞類神經網路預報水位的不確定性估計，可說是蓋括包含氣象不確定性與倒傳遞類神經網路模式兩者的不確定性。然而若僅考慮此不確定性產生系集，將低估河川洪水預報的不確定性，因此必須在進行系集預報時考慮水文現象本身造成的不確定性。相關文獻如下：

Chow 指出水文現象的不確定性可分為三大類：自然不確定性(Nature/Inherent uncertainty)，肇因於自然水文現象的隨機變化；模式不確定性，由控制方程式與數值方法求近似解造成的總體誤差；以及參數不確定性，來自模式輸入參數的精準度，例如曼寧糙度。自然不確定性意謂著重現期距等自然現象的發生無法被預知，屬於水文統計的範疇。河川洪水預報模式於已知氣象水文條件下進行水理演算，模式不確定性與參數不確定性為其不確定性來源(Chow et al., 1988)。Wohl 考慮在高流量時難以準確估計曼寧係數，因此以逐步回水模式測試流量對曼寧糙度係數不確定性的敏感度，分別將曼寧糙度係數變化 $\pm 10\%$ 及 $\pm 25\%$ ，結果顯示在渠道梯度小於 0.01 時，曼寧係數造成的流量誤差小於 20%(Wohl, 1998)。賴鏡如評估流域在水文、水理及地文條件皆改變情況下洪水溢堤之風險，以故障樹分析法界定風險因子，並以拉丁高次取樣法衍生各種風險因子(賴鏡如，2008)。江俊賢由模式參數與數值地形的不確定性推算淹水深之不確定性，進而以機率方式劃設洪氾區範圍(江俊賢，2009)。

2.3 河川洪水預報之相關研究

河川洪水演算多以緩變量流為前題假設，隨時間空間演變。流況可由連續方程式和運動方程式聯合求解。在解析解不易求得的情況下，一般應用數值方法求出近似解作為實際狀況之應用。河川洪水演算模式已為近年洪水預警廣大使用之工具。

在河川洪水演算發展及應用方面，國外的相關研究有：Wong 和 Zhou 建立可即時修正河道之曼寧 n 值的運動波洪水演算模式，提出可描述曼寧 n 值與流量深度變化的函數關係(Wong and Zhou, 2003)。Gaume 等人調查法國奧德省地區的極端降雨事件並分析其流域水文資訊，提出一個簡單的洪水運動波模式描述之，研究發現水文的降雨逕流關係對估計洪水頻率與洪水預報有重要的影響(Gaume et al., 2004)。Förster 等人為求出德國易北河與哈法爾河的洪水位及淹水面積，建立其河川洪水演算模式及逕流模式並估計可能之財產損失量。研究結果發現，若以低密度人口區域暫時性的紓解洪水，可保護高密度人口區域之財產以降低整體區域災情(Förster et al., 2005)。Madsen 和 Skotner 結合測量點的誤差預報提出具有資料同化功能的模式，結果顯示其在 24 小時內的預報精準度顯著提升。(Madsen and Skotner, 2005)

國內的相關研究有：顏清連(1979~1983)使用非線性四點完全隱式差分法於迪聖凡納方程式，建立河川變量流模式。並探討其應用於臺灣河川之數值穩定性。又於 1983 年至 1987 根據該模式進行淡水河流域之洪水預報的一系列研究。蔡長泰(1983~1993)以線性完全隱式差分法配合雙掃法求解迪聖凡納方程式，建立洪流演算模式，接著應用該模式於朴子溪、濁水溪(1983~1985)、及曾文溪(1993)洪水預報。賴經都(1995)利用多方式特徵法(Multimode method of characteristics, MMOC)進行變量流之演算，並考慮多種匯流型式將單一河道演算擴充至河系之演算，成為渠道網路系統。許銘熙(1984)延續顏清連所建立之模式，增加運動波之演算與即

時水位校正回饋之功能，可因應大幅度之地形變化，並進一步提昇演算精度。蔡智恆與蔡長泰(1999)應用有限元素法，建立一適用於天然河流之水深平均二維變量流水理模式，結果顯示模式之演算精度較過去之有限差分模式佳。

陳昶憲等人(1998)由傳統卡門濾波出發，修改其目標函數為誤差協方差對卡門權重一次導數取極小，再利用拉氏乘數法(Lagrange multiplier)求解以建立限制性卡門濾波器。後應用於烏溪之洪水演算。傅金城(2003)以許銘熙(1984)之模式為基礎，以最小平方法將獲得的觀測水位對河川的水面剖線及流量即時修正，作為預報初始值。又分別以可應用於非線性問題的最佳化及類神經網路兩種方法，藉由觀測水位即時修改曼寧係數以得到更優良之預測能力。該模式目前已應用至淡水河洪水預警系統。商嘉瑞(2003)建立一維的河川變量流演算模式，以線性完全隱式有限差分法配合雙掃法進行流況之演算，並由卡門濾波對即時觀測水位進行資料同化，以減少原始預報之不確定性，結果顯示此方法不但快速且穩定。

李光敦與何曜顯(2004)應用運動波-地貌瞬時單位歷線模式，演算河系中主流匯流之情形，再應用 HEC-RAS 模式進行洪水波之模擬，研究結果對於基隆河河川地管理與防洪措施規劃深具參考價值。蔡明璋(2004)以洪氾整合模式及水深平均二維模式，模擬主深槽與高灘地的洪水傳播與漫淹現象，結果顯示一維變量流模式在防洪規劃及洪水預報上有較精優良之結果；其洪氾整合模式對主深槽洪水傳播之演算可應用於規劃河流空間利用及生態環境保育計畫；而水深平均二維模式模擬複式斷面流場，提供防洪設施與設計所需之深度平均水理參數。陳信中(2006)結合類神經網路模式及河川洪水預報模式，令類神經網路之預報水位與河川洪水位預報模式之計算水位兩者間殘差平方和最小為目標函數，調整河道之曼寧 n 值，以模擬蘭陽溪河系之洪水位。鍾世豐(2007)延續前者之研究建立整合類神經網路水位預報之洪水演算模式於淡水河全河系各斷面流況，其結果顯著提高預報未來 3 小時之水位精度。黃鵬豪(2008)整合 QPESUMS 雷達降雨及地面雨量資訊，使用線性等比的方式預測 1 小時地面降雨量，進一步提升河川洪水預報精度。蔡

孟原(2009)結合 QPESUMS 雷達降雨及類神經網路預測地面降雨，再以直接式單架構方法預報未來 1 至 3 小時之降雨強度，增進未來 3 小時之洪水位預報精度。

綜觀以上國內外研究，河川洪水演算之發展過程，首先建立基礎變量流模式，並在實地應用上經過多次測試驗證，接著發展為具有修正河川流況或調整參數能力的即時回饋演算模式，後來更納入類神經網路模式的預測能力，對特定位置之預報水位進行修正。目前河川地文水文資訊變動與上下游邊界預報值為主要預報誤差的來源，河川地文水文資訊有賴水利署觀測資料的完整性與正確性，上下游邊界預報值之不確定為本文探討之主要課題。

2.4 系集卡門濾波相關研究

Kalman 於 1960 年首次提出卡門濾波(Kalman Filter, KF)，具有將即時觀測值和當前模式值資料同化的能力。卡門濾波假設預報模式和觀測值兩者皆有不確定性且為高斯分布，由最佳自回歸數據處理演算法推測實際值之分布。卡門濾波藉由遞迴的方式逐步將觀測值及其誤差結合到模式內，使得模式本身在未來具有更佳的預測結果(Kalman, 1960)。

卡門濾波的限制在於僅適用於線性的預報模式。由於大部分動態系統皆屬於非線性模式，必須擴展卡門濾波至非線性系統。因此，擴展式卡門濾波(Extended Kalman Filter, EKF)、系集卡門濾波(Ensemble Kalman Filter, EnKF)等卡門濾波的變化版本應運而生。擴展式卡門濾波近似於標準的卡門濾波，可應用於輕微非線性的模式和觀測算符，屬於將非線性模式線性化的方法。詳細理論及應用可見(Miller et al., 1994)。

Evensen 在 1994 年首次提出系集卡門濾波的概念，此方法起源於解決卡門濾波在處理龐大資料以及非線性系統的問題。系集卡門濾波建立在系集模式上，提供可靠的資料同化能力。起初應用於資料龐大的大氣模式上，但因其優異的性能，

漸漸在工程科學界廣泛應用。系集卡門濾波結合蒙地卡羅抽樣法(Monte Carlo)將卡門濾波對機率的不確定性以抽樣樣本代表，並結合系集預報的有限隨機樣本計算誤差協方差矩陣(Evensen, 1994)。Burgers 等人在 1998 年證實，在系集卡門濾波對觀測量做資料同化時，觀測量必須如同狀態變數抽樣產生系集的方式，在觀測量加入協方差為 R 的隨機誤差來表現其不確定性。如此才能使更新後的分析樣本具有不偏估的統計量(Burgers et al., 1998)。Hamill 等人在 2001 年證實系集卡門濾波應用於相關性隨距離遞減的系統時，容易因有限的系集樣本而高估誤差協方差；並使用近似高斯分布的權重函數強迫誤差協方差隨著距離遞減，建立協方差局地化(covariance localization)的觀念，有效降低誤差協方差矩陣的估計誤差(Hamill et al., 2001)。Whitaker 和 Hamill 在 2002 年提出系集平方根濾波(Ensemble Square Root Filter, EnSRF)，由誤差協方差矩陣的平方根計算簡化卡門增益，再分別以傳統卡門增益和減化的卡門增益更新系集平均和系集成員與平均間的偏差。此法可以省去在觀測量加入協方差為 R 之隨機誤差的步驟，並提升系集卡門濾波在相同系集數量下的精度(Whitaker and Hamill, 2002)。Burgers 等人在 1998 年亦指出：系集卡門濾波在系集成員不足、較差的初始值以及忽略模式誤差等情況下，將低估狀態向量的不確定性，使得系集卡門濾波失去資料同化的能力。為解決此問題，Zhang 等人於 2004 年建立一個介於零到一之間的參數調整系集偏差降低的比例，稱為協方差擴張(covariance inflation)(Zhang et al., 2004)。曹明君以動力波預報初始值修正模式作為河川洪水演算的基礎，利用系集卡門濾波之資料同化能力整合類神經網路預報值更新預報水位，提升定率洪水預報的準確性；其研究並未探討不確定性來源，同時亦指出有限系集樣本使得空間距離甚遠的預報水位容易有不合理的更新。

綜觀前人之研究，卡門濾波建立在預報模式與觀測值皆有不確定性之假設上，為了應用在非線性系統結合蒙地卡羅抽樣法發展出系集卡門濾波，之後協方差局地化、系集平方根濾波、及協方差擴張等概念逐漸完備系集卡門濾波之理論。並且可在水文模式上建立資料同化能力，將不同來源之預報模式結果相互整合，

提升預報精準度。

2.5 綜合討論

綜合以上文獻回顧，可整合河川洪水演算模式、系集預報、不確定性、以及系集卡門濾波之概念，各理論之交互關係說明如下(圖 2.1)：

1. 系集預報已廣泛應用於河川洪水預報，具有在原始定率預報模式上考慮不確定性來源，建立機率預報之能力。過去文獻指出傳統系集預報僅考慮初始條件不確定性的做法將低估預報上的不確定性，因此本文擬引用更多不確定性來源。另一方面，河川洪水演算模式有參數條件上的限制，若給予之參數組合不符合物理機制，將出現模式不穩定的現象，必須另外抽樣出新的系集(參數組合)取代原先無法計算的系集。
2. 系集卡門濾波理論已漸趨完備，可取代過去常用於回饋演算之最小平方法，提升計算效率與預報精度，且其系集演算方式可與系集預報相輔相成，可直接利用系集預報之系集進行資料同化，毋須另外產生系集。
3. 由於水文現象常因地因時而迥異，尤其在暴雨期間更是變化多端，因此藉由河川洪水預報之回饋演算功能，輸入水位站觀測資料或相較精準之類神經網路預報模式加以校正，可有效提升全河系預報精度。本文採用系集卡門濾波對河川洪水演算模式與 BPN(back-propagation neural network)模式在水位站之預報值進行資料同化，系集卡門濾波分別估計兩模式之不確定性計算更新權重，若 BPN 模式之估計不確定性沒有遠小於河川洪水演算模式之估計不確定性，將失去回饋演算的效果與意義。因此本文將 BPN 模式預報值假設為未來時刻儀器觀測資料，利用儀器精度估計其不確定性，如此方能提升回饋演算的效果。

第三章 模式理論

3.1 河川洪水預報模式(許銘熙等人，2000)

本文之河川洪水預報模式以動力波演算為基礎，由迪聖凡南方程式(de Saint-Venant equations)進行水理演算。

3.1.1 控制方程式

動力波為完整考慮壓力、重力、摩擦力、局部加速度及對流加速度等部份之水流運動方程式，其連續方程式與運動方程式為：

$$\frac{\partial A}{\partial t} + \frac{\partial Q}{\partial x} - q_1 + q_2 = 0 \quad (3.1)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{Q^2}{A} \right) - gA \left(S_o - \frac{\partial Y}{\partial x} - S_f \right) - q_1 V_1 + q_2 \left(\frac{Q}{A} \right) = 0 \quad (3.2)$$

式中， A 為通水斷面積； Q 為河川流量； q_1 為單位河川長度之側入流量； q_2 為單位河川長度之溢出流量； t 為時間座標； x 為沿水流方向之距離座標； g 為重力加速度； S_o 為河道底床坡度； Y 為河道斷面之水深； S_f 為摩擦坡度； V_1 為河道側流平均流速在主流方向之分量。

不考慮河川之沖刷與淤積之情況，則河道斷面為定床。(3.1)與(3.2)式可簡化為水深(Y)及流量(Q)的函數。此雙曲線型偏微分方程式無法直接求得解析解，因此採用非線性完全隱式法(Non-linear fully implicit scheme method)求其數值解。配合初始條件、邊界條件，以及河道參數，可求出所有離散斷面之水深及流量。

本文之淡水河流域有眾多支流，屬於一完整河系。為了將單一河道之演算擴充至河系，本模式假設匯流處水位相等且流量進出平衡，建立足夠之方程式於匯流處之演算，使總方程式與總未知數之數目相等(詳細內容請參見附錄 A)。

3.1.2 邊界條件與初始條件

本文使用之邊界條件皆為水位歷線，亦可給定流量歷線或率定曲線。在過去與即時之演算，四個上游邊界(大漢溪新海橋、新店溪秀朗橋、景美溪寶橋、基隆河介壽橋)採用即時測量之水位；下游邊界(河口)採用河口觀測潮位。未來時刻上游邊界條件使用倒傳遞類神經網路水位預報模式之預報結果；下游邊界條件採用河口觀測潮位。

3.2 系集卡門濾波

系集卡門濾波發源自卡門濾波，其認為模式預報值和觀測值皆有不確定性，並假設所有誤差為常態分布且平均值為零。在預報模式隨著時間向前計算的過程中，若取得觀測資料，就可進行資料同化(data assimilation)結合兩者提供的訊息。卡門濾波將預報值與觀測值的誤差協方差(error covariance)做極小方差估計(minimum variance estimate)，使新的預報分析值具有最小誤差協方差。預報分析值代表卡門濾波對真實值的推估，因假設誤差為常態分布且平均值為零，此推估值必然介於模式預報值和觀測值中間，並且藉著比較兩者之誤差協方差來決定預報分析值之不確定性。

卡門濾波在處理高維度問題時，誤差協方差的龐大計算與儲存會耗費太長的演算時間，且無法處理非線性模式。為了解決此問題，系集卡門濾波結合蒙地卡羅法(Monte Carlo)對預報值及觀測值之機率分布進行抽樣，並由有限的隨機樣本估計原本的機率分布，稱之為系集。系集卡門濾波以系集計算之樣本誤差協方差取代原始的誤差協方差，無需儲存或更新誤差協方差，減輕計算上的負擔。

3.2.1 誤差協方差與分析方程式

將離散時間過程的預報變數以向量的形式表達，稱之為狀態向量(state vector)，以 x 表示(在本文中狀態向量為預報水位)。為了區別原始預報值與觀測值同化後的分析值，以 x^f 和 x^a 分別表示之。狀態向量中元素的誤差可計算誤差協方差矩陣 P ：

$$e^f \equiv x^f - \hat{x}^f \quad (3.3)$$

$$e^a \equiv x^a - \hat{x}^a \quad (3.4)$$

$$P^f = cov[x^f, x^f] = E[e^f e^{fT}] \quad (3.5)$$

$$P^a = cov[x^a, x^a] = E[e^a e^{aT}] \quad (3.6)$$

其中上標 f 和 a 分別代表預報狀態和分析狀態。 \hat{x} 表示狀態向量的估計值； e 表示誤差； E 為期望值函數。

系集卡門濾波與卡門濾波最大的差別在以有限的系集樣本計算誤差協方差，具有將系集預報與資料同化兩者合而為一的能力。系集預報的結果代表著狀態向量機率分布的抽樣樣本，可直接計算誤差協方差：

$$P^f = cov[x^f, x^f] = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N [x_k^f - \bar{x}^f][x_k^f - \bar{x}^f]^T \quad (3.7)$$

$$P^a = cov[x^a, x^a] = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N [x_k^a - \bar{x}^a][x_k^a - \bar{x}^a]^T \quad (3.8)$$

其中下標 k 為系集編號的指標， N 為系集成員的總個數，頂線表示系集平均。系集卡門濾波以狀態向量的系集平均做為真實值的估計量。

在資料同化週期中包含有預報和分析兩個步驟：首先預報模式分別計算出所有系集成員的預報結果，以系集平均作為狀態向量之預報值；接收到觀測資料後，系集卡門濾波更新所有系集成員的預報值，稱為分析值，再往下一個時階進行演算。如此每當得到新的觀測值，卡門濾波就更新原有的預報值與不確定性，得到較準的分析值與較小的不確定性。經過多次觀測值資料同化，即使沒有新的觀測

值，模式也可以得到更準確的預測結果。

系集卡門濾波以系集預報取代傳統卡門濾波的預報步驟，而分析步驟的方程式如下：

$$K = P^f H^T (H P^f H^T + R)^{-1} \quad (3.9)$$

$$x_k^a = x_k^f + K [y_k^0 - H x_k^f] \quad (3.10)$$

H 稱為觀測算符(observation operator)，用以將模式的狀態向量轉換成觀測向量，通常是高維度映射至低維度。 R 為觀測值的誤差協方差矩陣，由觀測向量中元素的誤差計算而得； K 稱為卡門增益矩陣(Kalman gain matrix)，代表的是模式預報和觀測資料之間的權重關係。

為了估計觀測值的誤差協方差，可採用觀測儀器之精度計算觀測誤差向量 ε ，再計算誤差協方差矩陣 R (曹明君，2011)：

$$\varepsilon = \begin{bmatrix} c_1 Y_1 \\ \vdots \\ c_n Y_n \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

$$R = E[\varepsilon \cdot \varepsilon^T] \quad (3.12)$$

其中 Y 為觀測水深， c 為該測量儀器之精度。實際應用於模式時，當前時刻以水位站觀測值計算誤差協方差，未來時刻則以倒傳遞類神經網路模式預報水位當作未來時刻之觀測值。

在更新每個系集成員時，必須對觀測向量 y^0 (在本文中為觀測水位)加入誤差協方差為 R 的隨機誤差 ε_k ，才能使更新後的系集之間產生不偏估的統計量(Burgers et al., 1998)：

$$y_k^0 = y^0 + \varepsilon_k \quad (3.13)$$

$$\text{cov}[y^0, y^0] = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N \varepsilon_k \varepsilon_k^T = R \quad (3.14)$$

雖然系集成員在分析方程中視為彼此獨立的樣本，但實際上所有系集成員是做為一個整體更新的，屬於近似獨立的狀態。這是因為誤差協方差由系集間的關係計算而得，若任一系集有所變化，將對誤差協方差產生改變，影響所有系集在分析方程的更新權重。

誤差協方差的意義為狀態變數之間的相關性。若兩個變數之間為正相關，協方差即為正值；若負相關，協方差即為負值。因此就算觀測值僅有一個維度，也會影響狀態向量的所有維度。例如河川洪水預報模式的狀態向量為兩百三十個斷面的水位，若輸入台北橋水位的觀測值，除了台北橋之預報水位可更新，其餘斷面水位亦經由與台北橋水位的相關性得到更新。

系集卡門濾波毋須像傳統卡門濾波在預報步驟額外加入模式誤差，也不用在分析步驟更新誤差協方差矩陣。其預報步驟完全等同於系集預報，相當於單模式系集預報的概念。這是因為每個系集經過模式演算後皆帶有模式誤差，這些帶模式誤差的系集分布就相當於傳統卡門濾波中已額外加入模式誤差的預報誤差協方差矩陣。換句話說，模式誤差影響了每個系集的預報結果，等同影響了狀態向量的機率分布，造成預報結果的不確定性。然而此法無法得知是否模式有總體偏估的現象，可採用多模式系集預報，使不同模式的偏估互相抵消，降低總體偏估的問題。

3.2.2 系集平方根濾波

系集卡門濾波在分析步驟時，不直接計算單一系集成員的分析值。而是由每個系集與平均間的偏差(ensemble perturbation)取代：

$$x'_k{}^f = x_k^f - \bar{x}^f \quad (3.15)$$

$$x_k^a = x_k^f - \bar{x}^a \quad (3.16)$$

這麼做可以免去傳統系集卡門濾波必須在觀測值加入隨機誤差的問題。這類處理方法因涉及誤差協方差矩陣的平方根，通稱為系集平方根濾波(ensemble square root filter, EnSRF)

本文採用 Whitaker and Hamill 在 2002 年提出的系集平方根濾波器，並使用該研究提出之序列處理方法逐一同化每個觀測量，可大幅減化計算量。一次同化一個觀測量使得觀測向量成為僅有一個維度的純量，並使 $HP^f H^T$ 與 R 皆為純量。同時， $P^f H^T$ 與 $HP^f H^T$ 可直接計算如下：

$$HP^f H^T = cov[Hx^f, Hx^f] = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N [Hx_k^f - \overline{Hx^f}]^2 \quad (3.17)$$

$$P^f H^T = cov[x^f, Hx^f] = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N [x_k^f - \bar{x}^f][Hx_k^f - \overline{Hx^f}] \quad (3.18)$$

式中 H 為將狀態向量轉為觀測量的觀測算符，在此 Hx^f 為純量。

系集平方根濾波將分析步驟分為兩部分：對系集平均的更新與對系集偏差的更新。對系集平均的更新如同一般卡門濾波：

$$K = P^f H^T (HP^f H^T + R)^{-1} \quad (3.19)$$

$$\bar{x}^a = \bar{x}^f + K[y^0 - H\bar{x}^f] \quad (3.20)$$

對系集偏差的分析方程式：

$$x_k^a = x_k^f + \tilde{K} H' x_k^f \quad (3.21)$$

$$H' x_k^f = Hx_k^f - \overline{Hx^f} \quad (3.22)$$

原本 \tilde{K} 需要由矩陣平方根計算，但序列處理方法省去繁瑣的步驟簡化為：

$$\tilde{K} = \gamma K, \quad \gamma = \left(1 + \sqrt{\frac{R}{HP^f H^T + R}} \right)^{-1} \quad (3.23)$$

3.2.3 協方差局地化

應用系集卡門濾波於河川洪水預報模式時，每對一個觀測量進行資料同化，將同步更新所有狀態向量。在本文中，狀態向量為淡水河系 230 個斷面的水位，觀測值為水文站觀測之水位。舉例來說，若得到新店溪上游秀朗橋的觀測水位，系集卡門濾波將依照誤差協方差矩陣更新所有斷面水位，甚至包括出海口。基於水位連續性的觀念，距離越遠的斷面水位相關性應該越低。但在有限的系集樣本估計下，系集卡門濾波經常會錯誤地高估此相關性，對距離過遠的水位有不合理的更新。

為了改善系集卡門濾波不考慮距離的缺陷，Hamill 等人提出一種距離濾波可令誤差協方差矩陣隨著距離遞減，即協方差局地化：(Hamill et al., 2001)

$$P^f H^T = S \circ \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N [x_k^f - \bar{x}^f][Hx_k^f - \overline{Hx^f}] \quad (3.24)$$

運算子 \circ 表示舒爾積(Schur product，又稱為 Hadamard product)，用以將相關性矩陣 S 與後方矩陣中對應位置的元素一對一相乘而得到新的矩陣，即 $P^f H^T$ 。當一次僅同化一個觀測量時，相關性矩陣由觀測值與其他斷面的距離決定。在觀測位置為最大值 1.0，隨著距離增加慢慢遞減，超過特定範圍則降至零。

Hamill 等人使用 Gasperi 和 Cohn 在 1999 年提出的五階函數 Ω 來建立相關性矩陣。此函數形狀與高斯函數相近，差別在於此函數超過有限範圍後會遞減至零 (Gaspari and Cohn, 1999)：

$$\Omega(a, b) = \begin{cases} -\frac{1}{4}\left(\frac{b}{a}\right)^5 + \frac{1}{2}\left(\frac{b}{a}\right)^4 + \frac{5}{8}\left(\frac{b}{a}\right)^3 - \frac{5}{3}\left(\frac{b}{a}\right)^2 + 1, & 0 \leq b \leq a \\ \frac{1}{12}\left(\frac{b}{a}\right)^5 - \frac{1}{2}\left(\frac{b}{a}\right)^4 + \frac{5}{8}\left(\frac{b}{a}\right)^3 + \frac{5}{3}\left(\frac{b}{a}\right)^2 - 5\left(\frac{b}{a}\right) + 4 - \frac{2}{3}\left(\frac{b}{a}\right)^{-1}, & a \leq b \leq 2a \\ 0, & b > 2a \end{cases} \quad (3.25)$$

給定長度尺度 l_c ，令 $F_c = \sqrt{10/3} l_c$ ；定義 $\|D_i\|$ 為河川斷面 i 與觀測值所在斷面位置

的歐基里德距離(Euclidean distance)。令 $a = F_c$, $b = \|D_i\|$ ，則相關性矩陣 S 的所有元素 $S_i = \Omega(F_c, \|D_i\|) = \Omega(a, b)$ 。本文令長度尺度 l_c 為 1,500 公尺。

3.2.4 協方差擴張

系集平方根濾波將分析步驟分為兩部分：對系集平均的更新與對系集偏差的更新。前者將所有系集成員以平均值為中心平移至推估之真實值的位置，後者更新系集偏差使系集間的散布程度變小，也就是縮減預報分析值之誤差協方差，使得不確定性降低。

然而以上概念之數學推導建立在無限系集樣本、正確之不確定性估計以及無模式誤差的假設下。在實際應用上，較少之系集樣本、錯誤的不確定性估計與模式帶有誤差的狀況下，將使得系集卡門濾波低估預報分析值的不確定性，而過度縮減誤差協方差。為了解決此一問題，可調整誤差協方差的大小，稱之為協方差擴張(covariance inflation)。

本文採用協方差擴張方法如下(Zhang et al., 2004)：

$$x_{k(new)}^a = (1 - \alpha)x_k^a + \alpha x_k^f \quad (3.26)$$

其中 α 為介於 0 到 1 的參數，為協方差擴張的程度。 α 取 0 表示無協方差擴張，選擇的數值越大則會使分析的系集偏差越接近原始的系集偏差。本文以觀測儀器精度估計觀測值之誤差協方差，又在未來時刻以倒傳遞類神經網路當作估計之觀測值，此法將在系集卡門濾波更新時大幅低估分析值之不確定性。為了避免此狀況，本文之 α 設定為 1；即不更新系集偏差，僅對系集平均予以更新。

3.3 河川洪水系集預報模式

本文使用動力波演算模式為基礎，結合倒傳遞類神經網路模式之邊界預報水位建立單一模式系集預報，再以系集卡門濾波應用倒傳遞類神經網路之內邊界預報水位(僅內邊界水文站位置)作為河川洪水演算(全河系斷面)之回饋值，提升預報精準度。

3.3.1 倒傳遞類神經網路模式

動力波演算模式需輸入邊界條件方能進行演算，系集卡門濾波於未來時刻亦需具參考性資料作為回饋修正之用。本文參考前人結合倒傳遞類神經網路(Back-Propagation Neural Network; BPN)模式之作法(林洙宏, 2010; 曹明君, 2011)，以其各水位站位置之預報水位提供動力波模式演算及回饋修正使用。

倒傳遞類神經網路之架構是由許多的人工神經元所組成，基本結構分別為輸入層、隱藏層及輸出層。為了建立雨量-水位預報模式，必須考量影響未來水位變化之臨前水文因子的關係，可使用傳統的試誤法找出每個水文測站之集流時間，再以集流時間內之逐時水文觀測資料做為模式之輸入項。(詳細理論說明及推導參見附錄 B)

採用倒傳遞類神經網路建立集水區降雨水位預報模式，利用時雨量(P)、時水位(H)記錄，預報特定水位站之未來 1-3 小時水位，考量臺灣一般集水區之集流時間均不長，故輸入資料包括即時及過去 1-3 小時之時雨量、時水位記錄(亦即 $t, t-1, t-2, t-3$)，輸出資料則為未來 1-3 小時之預報時水位(亦即 $t+1, t+2, t+3$)，可以下述簡式表示(林洙宏, 2010)：

$$\mathbf{H} = ANN(\mathbf{X}) \quad (3.27)$$

式中， $\mathbf{H} = (H^{t+1}, H^{t+2}, H^{t+3})^T$ 為預報未來 1-3 小時水位之輸出向量， \mathbf{X} 為雨量或水

位之輸入向量，包括預報特定水文站及其上游之水文站，可表示成 $X_j^{t-k} \in \{P, H\}$, $j = 1, \dots, s; k = 0, \dots, (r-1)$ ，式中 $t-k$ 為時間維度、 j 為空間維度(水文站別)， s 為位於其上游之水文站數， r 為輸入時間維度(考量研究區域之地文、水文特性，採用 $r=4$)。舉例說明如下：某特定水文站之上游水文站包括兩個雨量站 P_1 及 P_2 ，一個水位站 H_1 ，則考量本文應用集水區之集流時間不長(採用 $r=4$)，則該特定水文站預報未來 1-3 小時之水位輸出向量 $[H^{t+1}, H^{t+2}, H^{t+3}]$ 可表示為：
 $ANN [P_1^t, P_1^{t-1}, P_1^{t-2}, P_1^{t-3}, P_2^t, P_2^{t-1}, P_2^{t-2}, P_2^{t-3}, H_1^t, H_1^{t-1}, H_1^{t-2}, H_1^{t-3}]$ 。

由上述可知，預報河川特定水位站之水位，將依該特定水位站及其上游水文站(包括雨量站及水位站)之即時及過去 1-3 小時之實測記錄而定。

3.3.2 不確定性來源

系集預報方法可考慮多種來源之不確定性，以具有差異的系集分別演算得到多種可能之預報結果。動力波模式演算時可能遭遇之不確定性來源通常為水文、水理與地文因子(江俊賢，2009；賴鏡如，2009)，可大略分為：初始條件、邊界條件、模式本身及模式參數。

(1) 初始條件

初始條件在大氣科學中是最主要的不確定性來源，由於大氣模式對初始條件的敏感度極高，微小的擾動可能造成截然相反的預報結果，正所謂蝴蝶效應。因此系集預報應用於大氣模式通常以初始條件代表不確定性，而忽略其餘可能的來源。然而，動力波模式之初始條件為演算時刻前一小時全河系斷面流量與水深，若依照傳統系集預報方法僅在初始條件加入微小擾動，會出現多種問題。

在探討這些問題之前，先說明動力波模式在計算一場洪水事件的演算流程。動力波模式以一小時為演算時間單元，輸入演算時刻之水位作為邊界條件與前一

小時流量水位作為初始條件，演算該時刻全河系斷面水理條件。同時此結果即下一時刻演算之初始條件，結合下一時刻邊界條件可演算下一時刻全河系斷面水理條件。因此在開始一場洪水事件模擬時，需給定該時刻前一小時邊界條件(水位站觀測值)經由預跑模式產生具有穩定水理條件之初始條件；然後即可結合當前邊界條件(觀測值)進行當前時刻演算，得到當前全河系斷面水理條件；接著採用前者作為初始條件，可結合未來時刻邊界條件(類神經網路預報值)預報未來時刻之水理條件。

與大氣現象不同的是，洪水現象並不具有蝴蝶效應，甚至在動力波模式中，擾動會隨時間空間慢慢消散。初始擾動經過數小時的集流時間後就出海離開演算區域，在洪水演算的過程中順著水流自上游向下游依序傳遞，有時間空間上的限制。比如說，下游的初始條件對上游區域的影響微乎其微，與大氣系統相當不同。因此若加入的擾動太小將造成系集預報結果過於相近，喪失系集預報的意義。

此外河川水位具有空間連續性，不宜將每個斷面水位之機率分布視作獨立而隨機抽樣，這樣很容易破壞水位連續性，可能使水位呈現不合理的鋸齒狀，如圖 3.1 所示。在統計上亦難以產生讓全河系 230 個斷面水位皆具有相關性的隨機樣本。目前可行的方法是採用預跑模式加入擾動產生具有差異的初始條件，可讓每個初始條件皆符合空間連續性。預跑模式提供動力波模式在颱風事件起始演算時的第一筆初始條件，將演算時刻前一小時邊界觀測水位輸入預跑模式並假設其餘斷面之流量水深連續演算 10 小時，也就是藉由已知的邊界觀測水位估計全河系的流量水深，提供具有穩定水理條件之初始條件。本文在演算前一小時之邊界水位加入隨機擾動，輸入預跑模式使其產生 30 組初始條件，而每組初始條件皆符合水位連續性。

然而此法會使得河系中游的不確定性低於上下游。統計學指出，兩個具有相同常態分布的變數取平均值，此平均值依然是常態分布，但標準差將變小。如圖 3.2 所示，假設上游邊界與下游邊界之機率分布彼此獨立，若上下游邊界條件恰好

同時高(低)於平均值，則河系中游亦為高(低)於平均值，其偏差離散的程度最多與上下游相同；若上下游邊界條件分別高於平均值和低於平均值，河系中游則會趨近於平均值，降低離散程度。上下游邊界條件的誤差為未來時刻倒傳遞類神經網路預報水位和潮位預報模式之誤差，可合理假設兩者為零相關，不確定性機率分布彼此獨立，因此河系中游不可避免的將低估不確定性。

(2)邊界條件

邊界條件透過限制方程式直接決定模擬邊界之水位，若僅考慮初始條件的不確定性，再配合定值的邊界條件輸入動力波模式演算後，所有系集將得到相同的邊界水位，且上下游區域的不確定性亦因此而低估，如圖 3.3 所示。因此本文將邊界條件不確定性加入考慮，說明如下：

系集預報應用於水文模式常見作法通常是先由大氣的數值預報模式(Numerical Weather Prediction, NWP)應用系集方法演算，產生多種氣象預報情境；再透過降尺度模式以及降雨逕流模式推估水文模式之多種可能入流量。如此可將氣象預報中的不確定性串聯傳遞至水文模式，從而產生河川洪水系集預報。

本文以動力波模式進行河川洪水之演算，在無側入流的假設下，氣象預報不確定性透過倒傳遞類神經網路模式以上游邊界水位的形式輸入河川洪水演算模式。因此對倒傳遞類神經網路預報水位的不確定性估計，可說是蓋括包含氣象不確定性與倒傳遞類神經網路模式兩者的不確定性。倒傳遞類神經網路預報未來時刻上游邊界水位，其不確定性來自類神經網路本身與其模式輸入值(演算時刻前數小時之降雨量和水位)。

下游邊界在動力波模式實際應用時須輸入預報之河口潮位，可由天文潮預測配合前一小時實測河口潮位修正預報，因此未來時刻下游邊界亦含有不確定性。

將上下游邊界條件分別加入隨機擾動，可產生 30 組邊界條件，再與前述之 30 組初始條件一對一配對，可建立 30 組模式輸入條件。這樣的作法能夠解決只考慮

初始條件時，所有系集在邊界處皆為相同水位的問題(圖 3.3)，但是仍然無法避免低估河系中游不確定性的問題(圖 3.2)。邊界條件和初始條件加入的擾動實際上皆在邊界產生，因此系集差異在邊界區域達到最大值，遠離邊界則逐漸減少，低估河系中游水位之不確定性。

從另一個角度看，動力波模式之初始條件擾動實則由邊界條件擾動產生，為邊界條件擾動的傳送形式；每當擾動自邊界進入模式，將以初始條件的形式順著水流逐時向下游傳遞，最終由河口離開系統。因此邊界條件擾動對動力波模式的影響可分為三部分：上游邊界擾動於每個演算時刻傳入河系上游，過去時刻之上游邊界擾動以初始條件的形式向河系中游傳遞，河系下游則同時受到初始條件傳遞之擾動和下游邊界輸入擾動的雙重影響。由前述之統計原理可知，下游的兩種擾動為彼此獨立的機率分布，交互影響之下將出現圖 3.2 的問題，使得整個淡水河流域在基隆河匯流處(基隆河大直橋至淡水河匯流處)的系集差異為最小，造成預報水位的不確定性被低估。

(3) 模式參數

為了解決河系中游水位不確定性低估的問題，必須考慮更多不確定性來源。除了模式演算的初始條件和邊界條件之外，各種模式輸入參數亦會將不確定性引入動力波模式。曼寧糙度係數之優劣對洪水高程的推估相當重要，通常由過去發生的颱風豪雨事件檢定而得，加上實際曼寧糙度會隨著流況而改變，為洪水預報重要的不確定性來源。同時河道斷面資料因河川之沖淤現象經常改變，亦帶有不確定性；但因斷面資料之不確定性難以估計，又對模擬計算量造成龐大負擔，不在本文討論範圍。

本文同樣對曼寧糙度係數加入隨機擾動，於一場颱風事件開始演算前產生 30 組曼寧糙度係數，每一組皆具有全河系 230 個斷面的曼寧係數值；接著在每次動力波模式演算時(動力波模式以一小時為時間單位，每次輸入初始條件和邊界條件

皆輸出該演算時刻之水位，這個步驟可視為一個演算單元)，與前述之初始條件和邊界條件一對一配對，建立 30 組模式輸入條件，每一組(即系集)皆帶有分別隨機產生的初始條件、邊界條件、及曼寧糙度係數。

(4)模式本身

動力波模式依據迪聖凡納推導之一維變量流方程式為基礎，利用非線性隱式差分法配合牛頓-拉福生法求解河道流況。控制方程式與數值方法係對自然現象之簡化描述，在演算過程中本身即具有不確定性。系集方法在演算過程中即包含了模式本身的不確定性，這是因為每個系集經過模式演算後皆帶有模式誤差，影響了每個系集的預報結果，等同影響了預報結果的機率分布，成為預報結果的不確定性來源之一。然而單模式系集預報無法得知是否此模式有總體偏估的現象，若採用多種洪水演算模式，可建立多模式系集預報，使不同模式的偏估相互抵消，降低總體偏估。本文目前只以動力波模式演算，若動力波模式本身之誤差平均值為零，即預報無偏估，系集結果之分布能完整表現模式造成之誤差；若有偏估現象，所有系集將一起得到偏估的結果。本文以系集卡門濾波建立回饋修正功能，可有效修正預報分布，降低偏估誤差。

3.3.3 不確定性設定

綜上所述，本文選取初始條件、邊界條件及曼寧糙度係數作為模式之不確定性來源，加入擾動產生具有差異的系集進行系集預報，詳細做法說明如下：

(1)邊界條件

因系集卡門濾波具有誤差為常態分布且平均數為零之前提假設，本文假設邊界條件之不確定性符合之。統計倒傳遞類神經網路模式在過去歷史事件於上游邊

界之均方根誤差(RMSE)，此值表示類神經模式在估計真值水位的可能誤差程度。採用艾利(2004)、海馬(2004)、納坦(2004)、泰利(2005)、卡努(2005)、龍王(2005)，共六場颱風事件測試統計倒傳遞類神經網路模式之 RMSE(黃鵬豪，2008)，以此作為上游邊界不確定性的估計標準差。下游邊界則參考水利署於民國 91 年委辦計畫之統計資料(陳明仁等，2002)，計算潮位預報模式之均方根誤差作為估計標準差。

表 3.1 列出邊界條件之統計均方根誤差。由於此誤差為上游邊界倒傳遞類神經網路和下游邊界潮位預報模式在過去歷史事件的統計數值，因此會有預報時間愈長，均方根誤差越大的現象。假設預報邊界條件的誤差為常態分布且平均值為零，在定值的預報邊界水位上加入常態分布、平均值為零、且估計標準差為統計均方根誤差的隨機擾動($N(0, \sigma^2)$, $\sigma = RMSE$)，使得預報邊界水位的分布為 $N(\mu, \sigma^2)$, $\mu =$ 倒傳遞類神經網路預報邊界水位或潮位預報模式預報潮位， $\sigma = RMSE$ 。1 至 3 小時之標準差分別對應預報 1 至 3 小時的均方根誤差。換句話說，預報時間越長，加入邊界條件的擾動就越大。

(2) 初始條件

初始條件係前一時刻之邊界條件經預跑模式產生，可由邊界條件加入前述之常態分布隨機擾動產生初始系集。為銜接未來 1 小時之系集預報，令標準差 σ 等同於未來 1 小時之邊界標準差，此法可使初始條件傳遞至未來 1 小時河系中游之不確定性與河系上游不確定性具有相同數量級。

(3) 曼寧糙度係數

由於不同高流量事件檢定之曼寧糙度係數皆不同，具有不確定性。其機率分布限於統計資料數量不足而難以檢定。一般最常使用之誤差假設為常態分布，但常態分布為鐘形曲線，若將全河系 230 個斷面之曼寧係數個別假設為常態分布，會出現系集樣本過於集中在平均數附近，而失去加入此不確定性來源的目的。因

此本文將曼寧係數假設為另一種簡單的機率分布—均勻分布($U(a, b)$), a = 下界, b = 上界), 其機率密度函數如圖 3.4 所示。

參考前人之不同檢定結果(傅金城 1997, 2003; 林洙宏, 2010; 曹明君, 2011), 將淡水河系分為八個河段以均勻分布之假設產生全河系斷面之曼寧糙度係數組(每個斷面皆有一個獨立的曼寧係數), 均勻分布之上下界如表 3.2 所示。分為八個河段是因為各河段有不同適用的曼寧係數範圍, 上下界的選定則是以兼顧增加預報估計不確定性和維持動力波模式穩定性為目的。

(4) 由不確定性來源產生系集

假設四個上游邊界之預報誤差互相獨立, 以常態分布隨機抽樣配對產生三十組上游邊界條件, 均勻分布產生三十組曼寧糙度係數, 配合三十組初始條件一對一照順序配對, 即可產生三十組相異之系集。由於每次抽樣皆為隨機產生, 因此以上三項不確定性來源一對一照順序配對依然符合隨機性質, 但是每一組初始條件、邊界條件、或曼寧糙度係數只會被配對一次, 不會有重覆配對之情形。產生之系集成員分別由動力波模式演算, 可預測三十種可能發生之不同水位。

這種產生系集的作法極少數時候會配對出物理上不合理之組合, 比方說新店溪上游秀朗橋恰好隨機選取到極高水位, 而同時鄰近之景美溪寶橋恰好隨機選取到極低水位等狀況, 將造成河道匯流處無法銜接, 動力波模式無法運算該特定系集的問題。若發生這類狀況, 本文將已有的三十組初始條件、邊界條件、曼寧糙度係數改變順序配對, 產生新的系集來取代無法運算之系集。未來可進一步加入不確定性來源組合的限制條件, 事先篩選掉不合理之輸入條件, 提升模式穩定性。

第四章 研究區域

4.1 研究區域概述

本文以台灣北部淡水河流域作為研究區域。淡水河為台灣第三大河川，僅次於濁水溪及高屏溪。發源於中央山脈品田山，於新北市淡水鎮注入台灣海峽。淡水河流域主要支流有大漢溪、新店溪、基隆河，主流長度 158.7 公里，流域面積達 2726 平方公里。流經行政區域有台北市、新北市，基隆市，及部分桃園縣。流域內有石門、翡翠兩座水庫，是台灣北部最重要的河川。

流域內地形包括洪泛平原、丘陵地、以及上游高山地。主要降雨集中在四到五月之梅雨季、七到九月颱風雨，及十二月至二月之東北季風雨。流量資料顯示與雨量分布相同，豐枯流量之差異為 67:33。淡水河流經區域之土地使用大部分已都市化，為高度開發之區域。(內容參考經濟部水利署第十河川局網站)

本文共有四個上游邊界：大漢溪上游新海橋、新店溪上游秀朗橋、景美溪上游寶橋、及基隆河上游介壽橋。流域內共有八個內邊界水文站：中正橋、入口堰、臺北橋、獅子頭、土地公鼻、五堵、長安橋、及大直橋，如圖 4.1 所示。

4.2 地文資料

4.2.1 河道斷面

本模式需要輸入適當之地文資料進行演算，其中河川斷面為相當重要之因子。河川斷面資料採用經濟部水利署第十河川局及台北市政府於 2004 年量測之資料。以接近模擬颱風豪雨事件之年份為斷面資料選擇之依據。淡水河系之河道編號如圖 4.2 所示。

本模式建立之河系斷面資料詳述如下：大漢溪共 51 個斷面採用 2004 年實測河道斷面資料，自上游新海橋至下游淡水河口，如表 4.1；新店溪共 25 個斷面採

用 2004 年實測河道斷面資料，自上游秀朗橋至下游入口堰匯流處，如表 4.2；景美溪共 12 個斷面，因 2003 年建置為人工渠道，無 2004 年量測資料。自上游寶橋至下游新店溪匯流處，如表 4.3；二重疏洪道共 8 個斷面採用 2003 年實測河道斷面資料，如表 4.4；基隆河共 137 個斷面採用 2004 年之實測河道斷面資料，自上游介壽橋至下游淡水河匯流處，如表 4.5。淡水河系合計共有 230 個斷面，各河道斷面縱剖面圖如圖 4.3 至圖 4.7 所示。

4.2.2 堤防高程

本文採用經濟部水利署之堤防高程資料輸入模式進行演算。因堤防工程結構主要為鋼筋混凝土，且皆在洪水重現期距 200 年保護標準內，可假設淡水河系堤防無潰堤之情況。各河道左、右岸堤防高程列如表 4.1 至表 4.5 所示。

4.2.3 曼寧糙度係數

河川洪水演算需給定各斷面之曼寧係數方能進行數值模擬，而曼寧係數之優劣對洪水高程的推估相當重要。河道曼寧係數難以實際量測，通常由過去發生的颱風豪雨事件檢定而得；即假設多組可能之曼寧係數分別輸入模式演算，再選取特定水位站比較模擬水位與觀測水位，得到最佳曼寧係數。

檢定結果依選取水文事件與驗證水位站會有所不同，參考前人之不同檢定結果(傅金城 1997，2003；林洙宏，2010；曹明君，2011)，將淡水河系分為八個河段以均勻分布產生曼寧糙度係數，設定上下界如表 3.2 所示。

4.3 水文資料

4.3.1 水文監測

淡水河流域為台灣北部最重要之治理河川，設有為數眾多之水位站及雨量站。但因分屬經濟部水利署及中央氣象局，整體空間分布與記錄年限並不完整。本文選取部分適用之水文資料如下：

4.3.2 水位站

淡水河系共選取經濟部水利署之 12 個水位站，其中 4 站位於模式之上游邊界，8 站位於模式之內邊界。上游邊界 4 個水位站分別為：大漢溪上游新海橋水位站、新店溪上游秀朗橋水位站、基隆河上游介壽橋水位站、景美溪上游寶橋水位站。內邊界 8 個水位站分別為：新店溪下游之中正橋水位站；基隆河中上游之五堵橋水位站、基隆河中游之長安橋水位站、大直橋水位站；淡水河中游之入口堰水位站、臺北橋水位站、淡水河下游之獅子頭水位站、土地公鼻水位站；水位站站況見表 4.6。此 8 個水位站分別採用不同的觀測儀器，詳細資料如表 4.7 所示，照片如圖 4.8 所示。

4.3.3 雨量站

綜合經濟部水利署及中央氣象局之自記式雨量站，共選取 19 站。分別為基隆河流域之火燒寮雨量站、瑞芳雨量站、五堵雨量站及社后橋雨量站，新店溪流域之福山雨量站、桶後雨量站、大桶山雨量站、屈尺雨量站及中正橋雨量站，大漢溪流域之山佳雨量站、三峽雨量站及大豹雨量站，景美溪流域之石碇雨量站、木柵雨量站及四十份雨量站，淡水河中下游之永和雨量站、公館雨量站、社子島雨量站及關渡雨量站，詳細站況資訊見表 4.8。

4.4 上游邊界及河口潮位

河川洪水預報模式之演算，需在已知邊界條件下由連續方程式及運動方程式計算全河系之水理條件。本模式建立之上游邊界為大漢溪新海橋、新店溪秀朗橋、景美溪寶橋與基隆河介壽橋等 4 個水位站。即時水位資料來自前文之水位站觀測資料，至於未來時刻之模式邊界條件，另由類神經網路建立的水位預報模式預報上游邊界之 3 小時洪水位。而淡水河流域之下游邊界，則採用該場颱風豪雨期間之河口觀測潮位資料。



第五章 結果與討論

過去河川洪水預報多以定率預報為主，即輸出單一最佳預報結果。近年來機率預報的概念逐漸普及，可同時輸出預報水位與機率分布之範圍。本文將初始條件、邊界條件與曼寧糙度係數作為不確定性來源，以系集預報方法抽樣產生樣本輸入動力波模式，預報全河系斷面水位機率分布，再由系集卡門濾波結合倒傳遞類神經網路模式預測值進行資料同化，輸出預報水位及 95% 信賴區間範圍。

本文採用韋帕颱風(2007 年 9 月 18 日 12 時至 2007 年 9 月 19 日 06 時)與辛樂克颱風(2008 年 9 月 13 日 08 時至 2008 年 9 月 13 日 22 時)進行模式測試與驗證，以河系內部八個水位站之實際觀測值與預測結果進行比較。河系內部水位站分別有：淡水河入口堰、中正橋、臺北橋、獅子頭及土地公鼻，共五個水位站；基隆河五堵、長安橋及大直橋，共三個水位站。

河川洪水系集預報模式可於任一時刻位置提供三十組不同預報結果。在系集卡門濾波固有的常態分布假設下，假設預報水位機率分布為常態分布，並由 30 組系集結果計算平均值和標準差。令平均值為輸出預報水位，兩倍標準差範圍為 95% 信賴區間，分為定率預報結果與機率預報結果討論之，並分析系集卡門濾波修正成效。

5.1 定率預報結果

本文採用均方根誤差(RMSE)估計預報水位與實際觀測值之離散程度，RMSE 越小表示模擬結果越接近真值，精準度越高。

韋帕颱風模擬結果，淡水河未來 1 至 3 小時預報之 RMSE 分別為 0.085、0.121、0.169 公尺；基隆河未來 1 至 3 小時預報之 RMSE 分別為 0.094、0.159、0.235 公尺。在進行未來時刻之預報時，系集卡門濾波以相對較精準之倒傳遞類神經網路預報水位回饋修正原始預報值，因此預報水位的精準度與類神經網路預報

值的精準度息息相關。將本文之河川洪水系集預報模式、倒傳遞類神經網路及前人提出之初始值修正模式(傅金城, 2003)之 RMSE 比較, 其結果如圖 5.1 與 5.2 所示。可發現系集預報模式與倒傳遞類神經網路的 RMSE 幾乎重合, 顯示經系集卡門濾波回饋修正之系集預報結果, 在水位站位置達到與倒傳遞類神經網路相同精度。與前人之初始值修正模式比較, 除了中正橋以外, 其餘七個水位站皆有顯著之進步; 整體而言, 淡水河和基隆河之總體 RMSE 皆優於過去之初始值修正模式, 並且隨著預報時間增加, 預報誤差通常也越大, 詳細數值參見表 5.1。然而模式預測誤差本就無法掌握, 即使系集預報模式整體預測能力優於初始值修正模式, 也可能會在部分預測上出現不如過去模式的情形, 例如中正橋的情況。同樣, 預報時間增加時預報誤差越大的現象為整體趨勢, 並不代表預報時間長的誤差必然大於預報時間短的; 在部分水位站的預測上, 有可能恰好出現預報時間越長而誤差越小的情況。

辛樂克颱風模擬結果, 淡水河未來 1 至 3 小時預報之 RMSE 分別為 0.117、0.180、0.287 公尺; 基隆河未來 1 至 3 小時預報之 RMSE 分別為 0.224、0.359、0.518 公尺。由圖 5.3 與 5.4 可見系集預報模式與倒傳遞類神經網路的 RMSE 依舊非常接近, 於基隆河長安橋甚至優於類神經網路; 這是因為系集卡門濾波雖然以類神經網路作為回饋值修正, 但並非全然採信其值, 而是比較原始模擬值與回饋值之誤差協方差推估真值所在位置。整體而言, 淡水河和基隆河之總體 RMSE 皆優於過去之初始值修正模式, 並且預報誤差有隨著預報時間增加的趨勢, 詳細數值參見表 5.2。

5.2 機率預報結果

系集卡門濾波建構在所有涉及物理量之誤差為常態分布且平均值為零的假設上, 因此可令預報水位機率分布符合此假設。本文以系集平均水位上下兩個標準

差，即 95% 信賴區間，探討預報水位的範圍。

(1) 韋帕颱風

韋帕颱風模擬結果，未來 1 至 3 小時預報水位及 95% 信賴區間範圍如圖 5.5 至 5.12 所示。可見河川洪水系集預報模式在水位站之預報水位歷線與觀測水位歷線大多數趨勢相近，預報範圍能有效預測到大多數洪水位。

由於倒傳遞類神經網路與潮位預報模式之統計均方根誤差皆隨著預報時間而增大，因此本模式在邊界條件加入的擾動亦隨著預報時間增大。因此淡水河五水位站之水位歷線，可見隨著預報時間增加，95% 信賴區間範圍亦增大的現象，代表預報不確定性增加。

然而基隆河三水位站卻沒有這種現象，原因是曼寧糙度係數之差異是在一場颱風事件開始演算前加入隨機擾動產生，之後每小時之演算皆續用此曼寧係數組，又因本文採用一對一依序配對法，使得第一組的初始條件總是配對第一組的曼寧係數、第二組的初始條件配對第二組的曼寧係數，直到第三十組。因曼寧係數沒有在每次配對前重新抽樣產生，使得每個系集於所有小時之演算皆配對相同之曼寧係數，例如第五組初始條件在即時(t)配對第五組曼寧係數，計算結果作為未來 1 小時之初始條件，再次與第五組曼寧係數配對，因此失去了隨機配對的本意。相比之下基隆河水位在空間距離上比淡水河水位站離邊界更遠，初始條件和邊界條件在基隆河中下游有明顯的不確定性低估，所以此問題對基隆河的影響較大。此問題正在檢討改進中。

韋帕颱風機率預報驗證結果如表 5.3 所示，真實水位落在預報範圍內稱為命中，將命中次數除以預報的次數即為實際命中率。未來 1 至 3 小時實際落在預報範圍內之機率依序為 93.4%、90.4%、84.6%，總計 89.5%，皆低於 95% 的理論值，表示目前系集預報模式低估預報水位的不確定性，可能需要考慮更多不確定性來源。

中正橋與大直橋的水位歷線顯示，當類神經網路預報水位與實際觀測水位有明顯偏差時，系集預報模式便無法藉由類神經網路修正逼近觀測值而使模式產生較大誤差，可見類神經網路的精準度對本模式有相當顯著的影響。選取淡水河主流(大漢溪新海橋至河口)及基隆河中下游之洪峰時刻(2007年9月18日16時，預報未來1至3小時分別為17時至19時)繪製水位剖線，如圖5.21與5.22所示，結果顯示基隆河之不確定性自上游向下游遞減，淡水河邊界不確定性較大，在基隆河匯流處之不確定性最小。可見初始條件和邊界條件低估不確定性的問題在河系中游(遠離上游邊界且非感潮河段)，尤其基隆河大直橋至淡水河匯流處最為明顯。這也解釋了為何基隆河水位站之預報範圍普遍低估的部分原因。

另外本文設定系集卡門濾波採用最強烈之協方差擴張，即不修正系集偏差，因此水位站附近區域之不確定性並不因回饋修正而降低。

(2) 辛樂克颱風

辛樂克颱風模擬結果，未來1至3小時預報水位及95%信賴區間範圍如圖5.13至5.20所示。在多數情況下，河川洪水系集預報模式在水位站之預報水位歷線與觀測水位歷線趨勢相近，預報範圍能有效預測到大多數洪水位。

淡水河五水位站之水位歷線隨著預報時間增加，95%信賴區間範圍亦隨之增大，代表預報不確定性增加。基隆河三水位站則沒有此現象，原因與韋帕颱風相同。

辛樂克颱風機率預報驗證結果如表5.3所示，真實水位落在預報範圍內稱為命中，將命中次數除以預報的次數即為實際命中率。未來1至3小時實際落在預報範圍內之命中率依序為86.5%、81.7%、68.3%，總計78.8%，皆低於95%的理論值，低估預報水位不確定性的狀況比韋帕颱風更加明顯。

除了河系中游低估不確定性之外，辛樂克颱風之類神經網路預報誤差整體高於韋帕颱風也是造成不確定性低估的重要因素，如表5.1與5.2所示。其中圖5.19

顯示大直橋在洪峰時段預報水位出現比觀測水位延滯 1 小時上升的現象，因此部分偏離觀測水位，但在趨勢變化上大致相同。

綜合兩場颱風之結果可知，若能改善類神經網路於大直橋之預報水位精度，可降低本預報模式之誤差。選取淡水河主流(大漢溪新海橋至河口)及基隆河中下游之洪峰時刻(2008 年 9 月 13 日 12 時，預報未來 1 至 3 小時分別為 13 時至 15 時)繪製水位剖線，如圖 5.23 與 5.24 所示，結果亦顯示基隆河之不確定性自上游向下游遞減，淡水河邊界不確定性較大，在基隆河匯流處之不確定性最小。另外圖中可見基隆河預報水位不確定性隨預報時間而減小，主要原因同樣為曼寧糙度係數的設定問題，並且在隨機配對的過程恰好發生各種系集差異彼此相消，降低系集差異的現象。

5.3 系集卡門濾波修正成效

本文在河川洪水演算模式輸出結果後，利用系集卡門濾波結合回饋值修正之，當前時刻與未來時刻分別以即時觀測水位與倒傳遞類神經網路預報水位作為回饋值。淡水河回饋值來自入口堰、台北橋、獅子頭、土地公鼻四水位站；基隆河回饋值為五堵、長安橋、大直橋三水位站，其結果說明如下：

採用淡水河主流(大漢溪新海橋至河口)及基隆河中游(五堵至大直橋)繪製系集卡門濾波修正前後之水位剖線，分別選取韋帕颱風洪峰時刻(2007 年 9 月 18 日 16 時，預報未來 1 至 3 小時分別為 17 時至 19 時)及辛樂克颱風洪峰時刻(2008 年 9 月 13 日 12 時，預報未來 1 至 3 小時分別為 13 時至 15 時)呈現之，如圖 5.25 至 5.28 所示。可見系集卡門濾波不僅修正輸入回饋值之水位站水位，亦藉由誤差協方差同步更新鄰近斷面水位；並且在協方差局地化的限制下，其影響程度隨著距離遞減。圖中皆顯示修正後預報水位比修正前預報水位更貼近實測水位，但因系集卡門濾波係透過統計方法演算，不考慮河道水位連續性等物理現象，其修正後水位

剖線連續性較低。值得注意的是，未來時刻以類神經網路預報水位作為回饋值，當類神經網路與實測水位差距過大時，將使得修正後水位反而偏離實測水位。以韋帕颱風淡水河未來第三小時為例：圖中入口堰附近修正前預報水位較接近實測水位，但因入口堰之回饋值略微低估，造成修正後水位較修正前水位差；然而圖中亦顯示台北橋附近之水位藉由回饋值修正得到明顯更準確之預報結果。整體而言，系集卡門濾波回饋修正效果利多於弊。



第六章 結論與建議

為提供台灣地區防洪警戒更完整的參考資訊，提供決策單位判斷之依據，本文以許銘熙(1986)之動力波模式為基礎，加入初始條件、邊界條件、與河道糙度係數不確定性進行系集預報，將原本之定率預報模式擴增為機率預報模式，提供預報水位與可能之發生範圍，建立河川洪水系集預報模式。再經系集卡門濾波修正後，提升整體預報之精度，並應用淡水河流域。經過韋帕颱風(2007)和辛樂克颱風(2008)兩場洪水事件模擬驗證後，本文之結論與建議如下：

6.1 結論

1. 定率預報方面，使用系集卡門濾波以相對較精準之倒傳遞類神經網路預報水位回饋修正原始預報值，可有效使河川洪水系集預報模式之全河系預報值進步至倒傳遞類神經網路在水位站位置預報水位之精準度。採用 RMSE(均方根誤差)作為評比指標，顯示本模式優於前人之初始值修正模式。
2. 機率預報方面，以 95%信賴區間探討預報水位的可能範圍，結果顯示本模式之預報範圍能有效預測到大多數洪水位，預報水位歷線與實際水位趨勢相近，但略為低估預報水位的不確定性，尤其在全河系中游區域更為明顯。韋帕颱風與辛樂克颱風預報範圍內之實際發生機率分別為 89.5%、78.8%，可見尚需解決低估河系中游區域不確定性的問題，並進一步考慮更完整之不確定性來源。
3. 比較系集卡門濾波修正前後水位剖線，可見其不僅修正輸入回饋值之水位站水位，亦藉由誤差協方差同步更新鄰近斷面水位；並且在協方差局地化的限制下，其影響程度隨著距離遞減。系集卡門濾波有效地使預報水位更接近實測水位，提升預報精準度。

6.2 建議

1. 如何估計與表現模式之不確定性向來是機率預報的難題，且單一模式系集預報經常出現系統性的偏估。未來可採用多種河川洪水演算模式，並考慮更多不確定性來源，如模式誤差與河道斷面高程，建立更完整之多模式系集預報。
2. 目前系集卡門濾波之協方差局地化影響範圍因其並非本文之重點，以人為指定之。未來可應用局地系集卡門濾波(Local Ensemble Kalman Filter, LENKF)等方法以統計方式估計最佳影響範圍。
3. 考量模式演算效率，本文僅以 30 個系集作為樣本表現機率分布。就統計觀點而言，此樣本數可能不足以具有機率代表性。未來若能提升計算效率，可使用更多系集樣本，降低統計偏估之風險。
4. 本文產生系集的作法極少數時候會配對出物理上不合理之組合，使得動力波模式無法運算該特定系集。未來可進一步加入不確定性來源組合的限制條件，事先篩選掉不合理之輸入條件，提升模式穩定性。
5. 系集卡門濾波依照統計方式回饋修正預報水位，不考慮物理方程式，因此修正後之水理條件無法保持質量守恆。若能將系集卡門濾波之修正後水位重新帶入迪聖凡南方程式演算，可望解決質量不守恆的問題。

參考文獻

英文部分：

1. Buizza, R. and A. Hollingsworth 2002. Storm prediction over Europe using the ECMWF ensemble prediction system. *Meteorological Applications* 9: 289-305.
2. Buizza, R., A. Hollingsworth, F. Lalauette and A. Ghelli 1999. Probabilistic predictions of precipitation using the ECMWF ensemble prediction system. *Weather and Forecasting* 14: 168-189.
3. Burgers, G., P. Jan van Leeuwen and G. Evensen 1998. Analysis scheme in the ensemble Kalman filter. *Monthly weather review* 126: 1719-1724.
4. Chow, V.T., D.R. Maidment and L.W. Mays 1988. *Applied hydrology*: McGraw-Hill Series in Water Resources and Environmental Engineering.
5. Cloke, HL and F. Pappenberger 2009. Ensemble flood forecasting: a review. *Journal of Hydrology* 375: 613-626.
6. de Roo, A.P.J., B. Gouweleeuw, J. Thielen, J. Bartholmes, P. Bongioannini-Cerlini, E. Todini, P.D. Bates, M. Horritt, N. Hunter and K. Beven 2003. Development of a European flood forecasting system. *International Journal of River Basin Management* 1: 49-59.
7. Epstein, E.S. 1969. Stochastic dynamic prediction1. *Tellus* 21: 739-759.
8. Evensen, G. 1994. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic

model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. JOURNAL OF GEOPHYSICAL RESEARCH-ALL SERIES- 99: 10-10.

9. Förster, S., D. Kneis, M. Gocht and A. Bronstert 2005. Flood risk reduction by the use of retention areas at the Elbe River. International Journal of River Basin Management 3: 21-29.
10. Gaspari, G. and S.E. Cohn 1999. Construction of correlation functions in two and three dimensions. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society 125: 723-757.
11. Gaume, E., M. Livet, M. Desbordes and J.P. Villeneuve 2004. Hydrological analysis of the river Aude, France, flash flood on 12 and 13 November 1999. Journal of Hydrology 286: 135-154.
12. Haiden, T., A. Kann, G. Pistotnik, K. Stadlbacher, M. Steinheimer, F. Wimmer and C. Wittmann 2006. Integrated Nowcasting Through Comprehensive Analysis (INCA)-System Overview. ZAMG Report.
13. Hamill, T.M., J.S. Whitaker and C. Snyder 2001. Distance-dependent filtering of background error covariance estimates in an ensemble Kalman filter. Monthly weather review 129: 2776-2790.
14. Johnell, A., G. Lindstrom and J. Olsson 2007. Deterministic evaluation of

- ensemble streamflow predictions in Sweden. *Nordic Hydrology* 38: 441-450.
15. Kalman, R.E. 1960. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of basic Engineering* 82: 35-45.
 16. Komma, J., C. Reszler, G. Blöschl and T. Haiden 2007. Ensemble prediction of floods? catchment non-linearity and forecast probabilities.
 17. Krzysztofowicz, R. 1999. Bayesian theory of probabilistic forecasting via deterministic hydrologic model. *Water Resources Research* 35: 2739-2750.
 18. Madsen, H. and C. Skotner 2005. Adaptive state updating in real-time river flow forecasting—a combined filtering and error forecasting procedure. *Journal of Hydrology* 308: 302-312.
 19. McEnery, J., J. Ingram, Q. Duan, T. Adams and L. Anderson 2005. NOAA's advanced hydrologic prediction service. *Bulletin of the American Meteorological Society* 86: 375-385.
 20. Miller, R.N., M. Ghil and F. Gauthiez 1994. Advanced data assimilation in strongly nonlinear dynamical systems. *Journal of the Atmospheric Sciences* 51: 1037-1037.
 21. Molteni, F., R. Buizza, T.N. Palmer and T. Petroliagis 1996. The ECMWF ensemble prediction system: Methodology and validation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 122: 73-119.

22. Olsson, J. and G. Lindström 2008. Evaluation and calibration of operational hydrological ensemble forecasts in Sweden. *Journal of Hydrology* 350: 14-24.
23. Renner, M., MGF Werner, S. Rademacher and E. Sprokkereef 2009. Verification of ensemble flow forecasts for the River Rhine. *Journal of Hydrology* 376: 463-475.
24. Reszler, C., J. Komma, G. Bloeschl and D. Gutknecht 2006. An approach to identifying spatially distributed runoff models for flood forecasting. *Hydrologie und Wasserbewirtschaftung/Hydrology and Water Resources Management-Germany* 50.
25. Roulin, E. 2006. Skill and relative economic value of medium-range hydrological ensemble predictions. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions* 3: 1369-1406.
26. Roulin, E. and S. Vannitsem 2005. Skill of medium-range hydrological ensemble predictions. *Journal of Hydrometeorology* 6: 729-744.
27. Thielen, J., J. Bartholmes, MH Ramos and A. Roo 2009. The European Flood Alert System- Part 1: Concept and development. *Hydrology and Earth System Sciences* 13: 125-140.
28. Vehviläinen, B., M. Huttunen and I. Huttunen 2005. Hydrological forecasting and real time monitoring in Finland: the watershed simulation and forecasting system

- (WSFS). In Hydrological forecasting and real time monitoring in Finland: the watershed simulation and forecasting system (WSFS), 17-19.
29. Verbunt, M., A. Walser, J. Gurtz, A. Montani and C. Schär 2007. Probabilistic flood forecasting with a limited-area ensemble prediction system: selected case studies. *Journal of Hydrometeorology* 8: 897-909.
 30. Warner, T.T. 2010. *Numerical weather and climate prediction*: Cambridge Univ Pr.
 31. Whitaker, J.S. and T.M. Hamill 2002. Ensemble data assimilation without perturbed observations. *Monthly weather review* 130: 1913-1924.
 32. Wohl, E.E. 1998. Uncertainty in flood estimates associated with roughness coefficient. *Journal of Hydraulic Engineering* 124: 219-223.
 33. Wong, TSW and MC Zhou 2003. Kinematic wave parameters and time of travel in circular channel revisited. *Advances in water resources* 26: 417-425.
 34. Zhang, F., C. Snyder and J. Sun 2004. Impacts of initial estimate and observation availability on convective-scale data assimilation with an ensemble Kalman filter. *Monthly weather review* 132: 1238-1253.

中文部分：

1. 江俊賢，2009，模式參數與數值地形不確定性於洪氾區劃設影響之研究，臺北科技大學土木與防災研究所學位論文。
2. 李光敦、何曜顯，2004，納莉颱風期間基隆河水位之數值模擬與分析，臺灣水利，第五十二卷，第二期，pp.1-8。
3. 林沛練，2010，數值氣候模式系集預報之應用與驗證，行政院國家科學委員會研究計畫。
4. 林洙宏，2010，水文即時監測資料應用在河川洪水預報之研究，國立臺灣大學生物環境系統工程學研究所博士論文。
5. 商家瑞，2003，河系一維變量流結合卡門濾波回饋演算模式，國立臺灣大學土木工程研究所碩士論文。
6. 曹明君，2011，利用系集卡門濾波器建立具資料同化功能之河川洪水預報模式，國立臺灣大學生物環境系統工程學研究所碩士論文。
7. 許銘熙，1984，河川變量流非線性隱式法模式之穩定性，國立臺灣大學土木工程研究所博士論文。
8. 許銘熙、傅金城，1999，參數即時修正河川洪水預報模式，臺灣水利，第四十七卷第一期，8-18。
9. 許銘熙、傅金城、林洙宏，2000，河川動力波洪水預報模式，中國土木水利工程學刊，第十二卷第三期，561-571。
10. 許銘熙，2003，臺灣地區洪水災害及防治策略，工程環境特刊，第十期，3-19。
11. 陳明仁、吳鴻業、蔡憶雯、謝沃田、劉家昆、曾煥智，2002，颱風期間水庫洩洪與河口暴潮對淡水河水位影響之機率預測研究，經濟部水利署，計畫編號：MOEA/WRB/ST-910026
12. 陳信中，2006，蘭陽溪洪水預報模式之研究，國立臺灣大學生物環境系統工

程學研究所碩士論文。

13. 陳昶憲、唐村啟、陳建宏，1998，限制性卡門濾波器應用於馬斯金更洪水演算，臺灣水利，第四十六卷，第二期，30-37。
14. 陳憲宗、游保杉，2007，洪水位之即時機率預報-結合支撐向量機與模糊推理，農業工程學報 53(4): 1-20.
15. 傅金城，1997，淡水河洪水預報模式參數即時修正之研究，國立臺灣大學農業工程研究所碩士論文。
16. 傅金城，2003，即時回饋演算之河川洪水預報模式，國立臺灣大學生物環境系統工程學研究所博士論文。
17. 黃鵬豪，2008，應用 QPESUMS 高解析降雨資料改良洪水預報模式之研究，臺灣大學生物環境系統工程學研究所碩士論文。
18. 楊明仁，2001，颱風伴隨強風與豪雨之觀測與預報技術發展---子計畫：颱風伴隨強風豪雨之數值系集預報技術的發展及研究，行政院國家科學委員會研究計畫。
19. 蔡孟原，2009，雷達定量降水估計應用在河川洪水預報之研究，國立臺灣大學生物環境系統工程學研究所碩士論文。
20. 蔡明璋，2004，複式斷面河道一維與平面二維水理現象模擬之研究，國立成功大學水利及海洋工程研究所碩士論文。
21. 蔡長泰，1993，曾文溪洪水預報模式之研究(一)，行政院國家科學委員會防災科技研究報告 80-80 號。
22. 蔡長泰、郭慧貞、蔡柏棋、蔡智恆，1993，曾文溪洪水預報模式之研究(二)，行政院國家科學委員會防災科技研究報告 81-61 號。
23. 蔡長泰、歐善惠、顏沛華、宋長虹、陳聰智，1984，濁水溪洪水預報系統之研究(二)，行政院國家科學委員會防災科技研究報告 73-25 號。
24. 蔡長泰、顏沛華、盧炳堃，1983，濁水溪洪水預報系統之研究(一)，行政院國

家科學委員會防災科技研究報告 72-10 號。

25. 蔡智恆、蔡長泰，1999，水深平均二維明渠變量流有限元素模式之研究，臺灣水利，第四十七卷第三期，22-33。
26. 賴經都、王燦文、賴坤勇，1995，以多方式特徵法建立多成分合流模式，行政院國家科學委員會專題研究報告，NSC 83-0410-E002-038。
27. 賴鏡如，2009，河防構造物功能風險分析架構之研究，國立交通大學土木工程研究所碩士論文。
28. 鍾世豐，2007，類神經網路在洪水演算及預報之應用，國立臺灣大學生物環境系統工程學研究所碩士論文。
29. 簡芳菁、蕭育琪、周仲島、林沛練、楊明仁、洪景山、鄧仁星、林慧娟，2003，MM5 系集降水預報之校驗，大氣科學 31(1): 77-93。
30. 顏清連、林中柱，1981，曼寧式 n 值對變量流數值解穩定性之影響，國立臺灣大學土木研究所碩士論文。
31. 顏清連、徐年盛、徐木成，1979，河川坡度對變量流數值解穩定性之影響，臺大土木研究所研究報告，水利 6807。
32. 顏清連、許銘熙，1982，河川體系變量流之數值模擬，國立臺灣大學工學院土木工程學研究所水利工程組研究報告。
33. 顏清連、許銘熙，1982，河系匯流點變量流數值解穩定性之研究，中國土木水利學會，第 17 年年會論文集。
34. 顏清連、許銘熙、段鏞，1984，淡水河系洪水演算模式(2)，二重疏洪道完成後河系洪水演算模式，行政院國家科學委員會防災科技研究報告 73-26。
35. 顏清連、許銘熙、唐建章，1985，淡水河系洪水演算模式(3)，與逕流模式之銜接，行政院國家科學委員會防災科技研究報告 74-26。
36. 顏清連、許銘熙、陳昶憲、賴進松，1986，淡水河系洪水演算模式(4)，堤防潰堤洪流模式之建立，行政院國家科學委員會防災科技研究報告 75-19。

37. 顏清連、許銘熙、陶偉麟，1983，淡水河系洪水演算模式(1)，現況河道模式之建立驗證，行政院國家科學委員會防災科技研究報告 72-08。
38. 顏清連、葛餘恕，1983，邊界條件對變量流數值解穩定性之影響，國立臺灣大學土木工程研究所碩士論文。
39. 顏清連、劉家富，1987，淡水河系洪水演算模式(5)，水庫操作對洪流之影響，行政院國家科學委員會防災科技研究報告 76-51。
40. 顏清連、蔡惠峰，1980，斷面變化對變量流數值解穩定性之影響，國立臺灣大學土木工程研究所碩士論文。



表 3.1 預報邊界條件統計 RMSE

站名	預報 1 小時	預報 2 小時	預報 3 小時
新海橋	0.1502	0.2488	0.3655
秀朗橋	0.0936	0.1192	0.1539
寶橋	0.1400	0.2264	0.3449
介壽橋	0.3520	0.3548	0.3848
河口潮位	0.1030	0.1460	0.1770

統計來源：陳明仁等，2002；黃鵬豪，2008

單位：公尺 (m)

表 3.2 曼寧糙度均勻分布上下界

河段	下界	上界
大漢溪(T031-T036.A)	0.030	0.040
景美溪(J000.A-J012.A)	0.030	0.040
新店溪(H016-H017.A)	0.030	0.040
新店溪(H001-H015)	0.016	0.019
淡水河(T012-T030， F001-F008.A)	0.025	0.050
基隆河(K085-K119)	0.050	0.055
基隆河(K051-K084)	0.040	0.045
基隆河(K001-K050)	0.025	0.050
淡水河(T000-T009)	0.025	0.050

表 4.1 淡水河 2004 年之斷面資料表

斷面名稱	與出海口 累距(m)	底床高程 (m)	左岸堤防 高程(m)	右岸堤防 高程(m)
T000	0	-6.89	7.86	4.47
T001	615	-6.69	3.22	3.56
T002	1205	-6.63	7.19	4.16
T003	1855	-6.10	4.94	3.29
T004	2565	-7.55	14.03	3.74
T005	3245	-6.98	6.34	4.93
T006	4225	-5.18	13.45	6.57
T007	4765	-5.87	8.09	10.48
T008	5285	-6.55	2.87	7.19
T009	6075	-7.97	3.18	5.16
T010	6625	-8.57	4.65	6.98
T010.A(關渡橋)	6995	-14.03	5.35	7.53
T011	7325	-9.94	10.80	5.22
T012	8045	-15.07	5.75	4.20
T013	8920	-11.33	6.50	6.17
T014	9830	-14.77	9.52	6.13
T015	10470	-6.25	9.63	5.86
T016	11170	-6.25	9.84	6.05
T017	11805	-6.42	9.69	6.13
T018	12435	-6.46	12.35	6.08
T019	12900	-7.89	9.94	5.72
T020	13600	-6.88	9.78	10.13
T020.A(重陽橋)	14120	-10.40	9.78	10.19
T021	14250	-9.99	9.79	10.21
T022	14940	-8.77	10.21	10.06
T022.A(高速公路橋)	15116	-8.06	10.01	10.14
T023	15545	-6.96	9.85	10.32
T024	16400	-8.16	9.97	10.70
T024.A(臺北橋)	16790	-9.99	10.01	10.33
T025	16905	-7.77	10.20	10.57
T026	17635	-4.87	10.64	10.93
T027	18095	-5.92	11.01	11.04
T027.A(忠孝橋)	18321	-7.35	11.06	11.11
T028	18930	-6.49	11.05	11.25

表 4.1 淡水河 2004 年之斷面資料表 (續)

斷面名稱	與出海口累 距(m)	底床高程 (m)	左岸堤防 高程(m)	右岸堤防 高程(m)
T028.A(中興橋)	19147	-7.77	10.99	11.26
T029	19330	-3.85	11.26	11.18
T030	20190	-4.84	11.30	11.49
T031	20490	-5.27	11.31	4.07
T032	21215	-2.43	11.41	11.15
T033	21750	-3.78	11.56	11.31
T034	22335	-1.85	11.72	11.43
T035	23000	-4.43	11.67	11.56
T035.A(大漢橋)	23158	-5.09	11.77	11.54
T036	23750	-4.66	11.72	11.64
T036.A(新海橋)	23878	-6.10	11.77	11.72

表 4.2 新店溪 2004 年之斷面資料表

斷面名稱	與出海口累 距(m)	底床高程 (m)	左岸堤防 高程(m)	右岸堤防 高程(m)
H001	21100	-8.69	11.12	11.58
H001.A(華江橋)	21207	-9.03	11.12	11.46
H002	22010	-4.96	11.38	11.73
H002.A(鐵路橋)	22212	-4.85	11.64	12.02
H002.B(光復橋)	22655	-8.09	11.63	11.84
H003	22785	-4.23	11.71	11.84
H004	23320	-4.68	11.25	12.05
H005	23930	-5.44	12.18	12.12
H006	24390	-3.92	12.06	12.18
H006.A(華中橋)	24642	-3.88	12.03	12.26
H007	24895	-3.29	12.05	12.10
H008	25825	-2.42	11.37	11.88
H009	26475	-6.69	11.52	13.16
H010	27065	-3.46	12.58	13.03
H010.A(中正橋)	27393	-4.07	8.99	14.68
H011	28080	-2.64	13.15	13.76
H012	28335	-2.71	11.86	13.80
H013	28945	-1.87	14.17	17.91
H013.A(永福橋)	28985	-1.87	14.17	17.91
H013.B(福和橋)	29451	-3.59	13.84	16.62

表 4.2 新店溪 2004 年之斷面資料表 (續)

斷面名稱	與出海口累距(m)	底床高程(m)	左岸堤防高程(m)	右岸堤防高程(m)
H014	29615	-1.42	13.79	14.21
H015	30170	-4.29	13.91	14.48
H016	30650	-2.48	13.84	14.95
H017	31220	0.30	13.81	12.99
H017.A(秀朗橋)	31684	1.25	12.44	12.62

表 4.3 景美溪 2004 年之斷面資料表

斷面名稱	與出海口累距(m)	底床高程(m)	左岸堤防高程(m)	右岸堤防高程(m)
J000.A(環快橋)	30570	0.52	15.41	15.35
J001	31070	0.51	11.42	15.38
J002	31470	3.13	15.82	15.60
J003	31820	3.39	16.31	15.92
J004.A(景美橋)	32244	3.95	17.78	16.12
J005	32344	4.99	16.60	15.88
J006	32504	6.28	16.87	13.12
J007.A(萬善橋)	32879	6.44	17.30	18.51
J008	33419	6.70	18.17	18.01
J009	33769	5.79	18.82	19.01
J010	34169	5.79	19.29	19.12
J011	34606	6.09	19.94	19.60
J012.A(寶橋)	35028	6.43	21.44	20.86

表 4.4 二重疏洪道 2004 年之斷面資料表

斷面名稱	與出海口累距(m)	底床高程(m)	左岸堤防高程(m)	右岸堤防高程(m)
F001	9780	-2.70	6.53	9.52
F002	10530	-2.04	5.95	9.76
F003	11190	-1.55	7.00	9.81
F004	11820	-0.93	6.93	9.92
F005	12720	-0.67	7.29	10.71
F005.A	12890	-0.70	9.50	10.05
F006	13260	-0.36	10.02	10.19
F007	14010	-0.11	10.31	10.22

表 4.4 二重疏洪道 2004 年之斷面資料表 (續)

斷面名稱	與出海口累 距(m)	底床高程 (m)	左岸堤防 高程(m)	右岸堤防 高程(m)
F008	15030	0.10	10.89	8.66
F008.A(二號省道)	15330	3.15	10.70	10.93

表 4.5 基隆河 2004 年之斷面資料表

斷面名稱	與出海口累 距(m)	底床高程 (m)	左岸堤防 高程(m)	右岸堤防 高程(m)
K001	7710	-5.32	6.03	3.53
K002	8510	-5.39	5.90	3.49
K003	9110	-5.30	5.88	3.32
K004	9735	-13.37	3.74	3.87
K005	10235	-8.08	3.80	4.25
K006	10935	-5.56	6.00	5.61
K007	11485	-6.69	6.10	5.86
K008	12385	-4.00	5.80	5.30
K009	13135	-8.42	9.82	5.92
K010	13335	-7.36	9.79	9.95
K011	13785	-6.80	10.16	10.42
K011.A(百齡橋)	13832	-9.55	10.20	10.00
K012	14332	-8.54	9.80	9.76
K013	14732	-7.05	10.03	10.12
K014	15482	-6.98	9.95	9.82
K014.A(承德橋)	15511	-11.49	8.22	9.78
K015	15656	-12.39	8.15	10.23
K015.A(捷運橋)	15663	-7.92	10.18	10.18
K015.B(高速公路)	15953	-8.36	3.16	10.29
K016	16203	-7.57	5.55	10.43
K016.A(中山橋)	16228	-11.64	10.67	10.58
K016.B(連江大橋)	16518	-12.84	10.86	10.41
K016.C(高速公路)	16818	-9.62	12.93	10.36
K017	17118	-6.36	11.00	10.92
K018	17618	-2.38	11.60	10.89
K019	18268	-2.80	11.07	10.94
K019.A(大直橋)	18288	-3.99	11.20	11.00

表 4.5 基隆河 2004 年之斷面資料表 (續)

斷面名稱	與出海口累 距(m)	底床高程 (m)	左岸堤防 高程(m)	右岸堤防 高程(m)
K020	18938	-3.42	11.08	10.24
K020.1	19788	-2.11	10.93	11.08
K020.2	20238	-4.05	11.14	10.95
K020.3	20588	-2.31	11.32	11.07
K020.4	20913	-3.85	11.40	11.08
K020.5	21363	-4.46	9.95	11.14
K020.6	21538	-5.40	12.62	11.33
K027.A(高速公路)	21740	-5.32	6.50	11.33
K020.7	22140	-4.00	11.40	11.15
K028.A(民權大橋)	22614	-1.79	11.56	11.32
K020.8	23164	-1.63	11.61	11.45
K020.8a	23514	-2.67	11.62	11.50
K034.A(麥帥橋)	24130	-4.31	11.73	11.75
K035	24730	-2.60	11.75	12.00
K035.A(長壽橋)	25004	-2.71	14.03	12.95
K035.B(成美橋)	25184	-1.13	12.08	11.99
K036	25694	-1.95	12.05	12.18
K037(成功橋)	26214	-0.97	13.94	12.20
K037.1	26364	-1.43	12.38	12.30
K037.2	26614	-2.39	12.58	12.22
K040	26814	-0.23	12.85	12.85
K041	27354	-2.37	12.85	11.94
K042	27914	-3.81	12.96	8.70
K043(南湖大橋)	28396	-3.93	12.89	13.92
K044	28877	-1.16	13.14	8.63
K045	29384	-1.77	13.15	13.49
K046	29884	-0.39	13.21	13.45
K047	30109	-2.91	12.19	1.35
K047.1(北山大橋)	30293	-1.68	12.15	13.73
K048(南陽大橋)	30573	-0.42	12.27	13.46
K048.1	30809	-2.82	12.34	13.34
K049	31159	-0.95	13.41	13.37
K050(社后橋)	31699	-0.95	13.41	8.69
K051	32059	-1.71	9.25	12.99

表 4.5 基隆河 2004 年之斷面資料表 (續)

斷面名稱	與出海口累 距(m)	底床高程 (m)	左岸堤防 高程(m)	右岸堤防 高程(m)
K052	32509	0.13	13.36	13.19
K052.1	32709	0.13	13.36	13.19
K053(中山高橋)	32975	-0.11	15.26	15.25
K054	33283	-1.85	13.95	27.63
K055(樟江大橋)	33601	0.07	13.93	22.13
K055.1(交流道)	33724	0.49	16.25	23.53
K055.2(交流道)	33736	-0.34	14.09	19.05
K055.3(北二高)	33759	0.29	16.33	20.77
K055.4(北二高)	33793	1.03	14.33	24.74
K055.5(交流道)	33843	0.27	18.85	23.70
K056	34052	-3.94	18.24	14.84
K056.1	34130	-1.23	17.67	16.62
K057(中山高)	34305	-0.26	17.23	18.81
K058	34571	-0.41	14.73	13.79
K059	35016	0.62	14.93	14.76
K060	35209	0.74	14.87	14.83
K061(江北橋)	35604	1.36	15.43	15.21
K062(汐止交流道)	35644	0.75	15.18	14.55
K063	35891	0.01	15.02	14.92
K064	36216	1.23	15.23	15.20
K065 (臺五線聯絡橋)	36386	1.06	15.29	15.11
K066	36716	1.28	17.52	15.93
K067	37031	1.41	15.62	17.35
K068(長安橋)	37591	0.96	15.55	15.97
K069	37881	1.33	16.97	15.56
K070	38255	0.39	16.51	15.64
K071	38493	1.77	17.18	17.75
K072.A(中山高)	38673	0.38	17.55	17.83
K073(中山高)	39411	1.61	17.49	17.15
K073.1 (五堵貨櫃聯絡道)	39810	-0.52	17.47	17.01

表 4.5 基隆河 2004 年之斷面資料表 (續)

斷面名稱	與出海口累 距(m)	底床高程 (m)	左岸堤防 高程(m)	右岸堤防 高程(m)
K074(千祥橋)	40106	2.38	18.13	18.49
K075	40498	1.51	19.87	22.21
K076(百福橋)	41209	0.35	18.83	18.73
K077	41706	2.70	22.89	18.77
K079(五堵橋)	42219	3.43	18.80	19.05
K080	42481	2.62	20.28	19.36
K081	42671	3.24	21.14	19.33
K082(六堵橋)	42996	2.99	22.97	19.62
K083	43631	4.64	19.75	19.72
K084	43983	4.70	20.04	19.86
K085(五福橋)	44233	4.35	20.12	21.22
K086	44855	3.74	20.54	19.27
K087	45191	4.28	20.48	24.56
K088(六合橋)	45453	5.81	20.52	22.14
K089	46101	6.30	26.58	21.07
K090(七賢橋)	46701	6.00	22.72	23.31
K091(吊橋)	46868	4.56	22.72	21.71
K092(崇智橋)	47716	6.62	21.60	20.45
K093	48051	7.99	19.80	20.71
K094(大華橋)	48352	8.26	24.09	23.87
K095	48736	7.92	20.64	20.08
K096(七堵交流道)	49193	9.15	23.22	21.15
K096.1(八德橋)	49755	8.90	25.27	22.12
K097(鐵路橋)	50386	11.44	22.81	24.09
K098(八堵橋)	50452	12.25	29.00	29.77
K099	51116	14.35	33.27	27.50
K100(暖江橋)	51556	13.46	30.39	28.24
K101	52061	16.99	39.85	29.80
K102(鐵路橋))	52310	18.44	31.17	32.08
K103	52681	17.75	27.77	37.82
K104	53156	19.29	30.70	38.67
K105(瑞慶橋)	53976	20.94	39.60	37.33

表 4.5 基隆河 2004 年之斷面資料表 (續)

斷面名稱	與出海口累 距(m)	底床高程 (m)	左岸堤防 高程(m)	右岸堤防 高程(m)
K106	54331	20.66	43.00	35.69
K107(鐵路橋)	54883	24.18	42.37	39.12
K108(慶安橋)	55055	23.80	36.26	39.60
K109	55541	24.39	37.44	39.10
K110	55971	25.53	37.95	40.46
K111	56391	28.28	36.72	47.49
K112(鐵路橋)	56730	29.55	41.91	41.63
K113(國芳橋)	57506	29.87	44.40	43.18
K114	58199	32.12	41.56	44.50
K115	58816	34.92	45.88	44.68
K116	59436	35.62	46.73	51.32
K117	59891	35.71	52.99	50.32
K118	60491	39.50	51.59	52.42
K119(介壽橋)	61015	41.51	52.54	51.96

表 4.6 淡水河流域內之水位站站況

流域	水位站名	所屬單位	觀測方式
基隆河	介壽橋	經濟部水利署	自記式
	五堵		
	長安橋		
	大直橋		
大漢溪	新海橋		
	入口堰		
新店溪	秀朗橋		
	中正橋		
景美溪	寶橋		
淡水河	臺北橋		
	獅子頭		
	土地公鼻		

表 4.7 淡水河流域內之水位站觀測儀器資料(資料來源：曹明君，2011)

流域	水位站名	廠牌	型式	型號	精度
基隆河	五堵	拓和株式會社	壓力式	ods4-k-20pa	0.1%F.S.
	長安橋	FlowMaster	壓力式	TG-307	0.35%F.S.
	大直橋	拓和株式會社	壓力式	ods4-k-20pa	0.1%F.S.
大漢溪	入口堰	拓和株式會社	壓力式	ods4-k-20pa	0.1%F.S.
新店溪	中正橋	拓和株式會社	壓力式	ods4-k-20pa	0.1%F.S.
淡水河	臺北橋	拓和株式會社	壓力式	ods4-k-20pa	0.1%F.S.
	獅子頭	拓和株式會社	壓力式	ods4-k-20pa	0.1%F.S.
	土地公鼻	拓和株式會社	壓力式	ods4-k-20pa	0.1%F.S.

註：F.S.=Full Scale

表 4.8 淡水河流域內之雨量站站況

流域	雨量站名	測站代碼	觀測方式	所屬單位
基隆河	火燒寮	C1A650	自記式	中央氣象局
	瑞芳	C1A660	自記式	中央氣象局
	五堵	01B030	自記式	經濟部水利署
	社后橋	1140P160	自記式	經濟部水利署
大漢溪	大豹	C0A510	自記式	中央氣象局
	山佳	C0A520	自記式	中央氣象局
	三峽	01A220	自記式	經濟部水利署
新店溪	福山	C0A560	自記式	中央氣象局
	桶後	C0A570	自記式	中央氣象局
	屈尺	C0A580	自記式	中央氣象局
	大桶山	01A440	自記式	經濟部水利署
	中正橋	01A410	自記式	經濟部水利署
景美溪	石碇	C1A640	自記式	中央氣象局
	木柵	C1A690	自記式	中央氣象局
	四十份	C1A600	自記式	中央氣象局
淡水河	永和	C0A9D0	自記式	中央氣象局
	公館	C1A730	自記式	中央氣象局
	社子島	C0A980	自記式	中央氣象局
	關渡	C1A970	自記式	中央氣象局

表 5.1 韋帕颱風 RMSE 比較表 (單位：公尺)

韋帕颱風					
	水位站	預報時間	初始值修正	系集預報	類神經網路
	淡水河	入口堰	1 hr	0.200	0.097
2 hr			0.183	0.116	0.122
3 hr			0.188	0.144	0.139
中正橋		1 hr	0.067	0.091	0.094
		2 hr	0.117	0.173	0.172
		3 hr	0.161	0.238	0.239
臺北橋		1 hr	0.366	0.077	0.092
		2 hr	0.435	0.104	0.113
		3 hr	0.480	0.151	0.142
獅子頭		1 hr	0.512	0.089	0.084
		2 hr	0.440	0.083	0.090
		3 hr	0.370	0.134	0.114
土地公鼻		1 hr	0.155	0.066	0.066
		2 hr	0.182	0.113	0.112
		3 hr	0.202	0.154	0.154
總計		1 hr	0.305	0.085	0.088
		2 hr	0.304	0.121	0.125
		3 hr	0.306	0.169	0.163
基隆河	水位站	預報時間	預報初始值	系集預報	類神經網路
	五堵	1 hr	1.142	0.124	0.122
		2 hr	1.270	0.140	0.182
		3 hr	1.334	0.174	0.207
	長安橋	1 hr	0.430	0.078	0.078
		2 hr	0.546	0.172	0.171
		3 hr	0.620	0.276	0.281
	大直橋	1 hr	0.310	0.069	0.068
		2 hr	0.316	0.162	0.164
		3 hr	0.341	0.244	0.253
	總計	1 hr	0.727	0.094	0.092
		2 hr	0.819	0.159	0.172
		3 hr	0.872	0.235	0.249

表 5.2 辛樂克颱風 RMSE 比較表 (單位：公尺)

辛樂克颱風					
	水位站	預報時間	初始值修正	系集預報	類神經網路
	淡水河	入口堰	1 hr	0.140	0.084
2 hr			0.195	0.201	0.201
3 hr			0.333	0.341	0.341
中正橋		1 hr	0.420	0.085	0.088
		2 hr	0.418	0.182	0.182
		3 hr	0.499	0.298	0.298
臺北橋		1 hr	0.236	0.154	0.149
		2 hr	0.206	0.174	0.175
		3 hr	0.258	0.316	0.318
獅子頭		1 hr	0.281	0.146	0.151
		2 hr	0.317	0.194	0.199
		3 hr	0.373	0.259	0.256
土地公鼻		1 hr	0.080	0.100	0.090
		2 hr	0.109	0.143	0.139
		3 hr	0.152	0.200	0.199
總計		1 hr	0.260	0.117	0.116
		2 hr	0.271	0.180	0.181
		3 hr	0.343	0.287	0.287
基隆河	水位站	預報時間	預報初始值	系集預報	類神經網路
	五堵	1 hr	0.611	0.259	0.257
		2 hr	0.683	0.429	0.430
		3 hr	0.699	0.537	0.537
	長安橋	1 hr	0.433	0.188	0.275
		2 hr	0.534	0.169	0.366
		3 hr	0.618	0.230	0.450
	大直橋	1 hr	0.243	0.220	0.217
		2 hr	0.430	0.416	0.413
		3 hr	0.687	0.682	0.682
	總計	1 hr	0.455	0.224	0.251
		2 hr	0.559	0.359	0.404
		3 hr	0.669	0.518	0.564

表 5.3 預報水位範圍實際命中率

		預報一小時	預報二小時	預報三小時	總計
韋帕颱風	命中次數	127	123	115	365
	預報次數	136	136	136	408
	實際命中率(%)	93.4	90.4	84.6	89.5
辛樂克颱風	命中次數	90	85	71	246
	預報次數	104	104	104	312
	實際命中率(%)	86.5	81.7	68.3	78.8

注：實際命中率 = 命中次數/預報次數



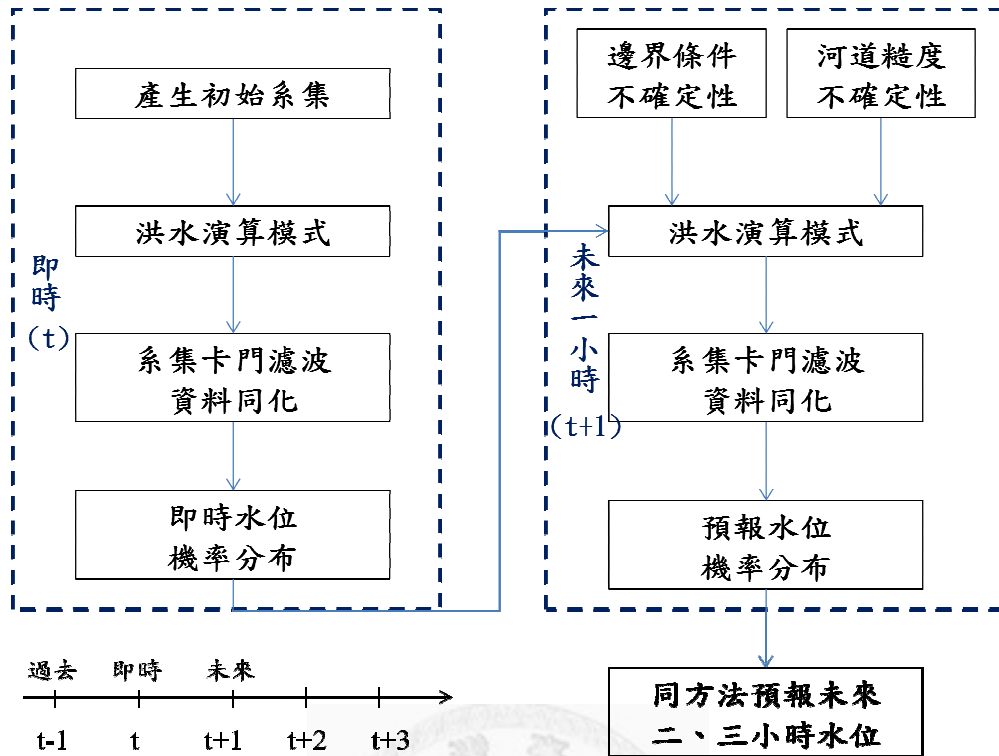


圖 1.1 研究流程圖

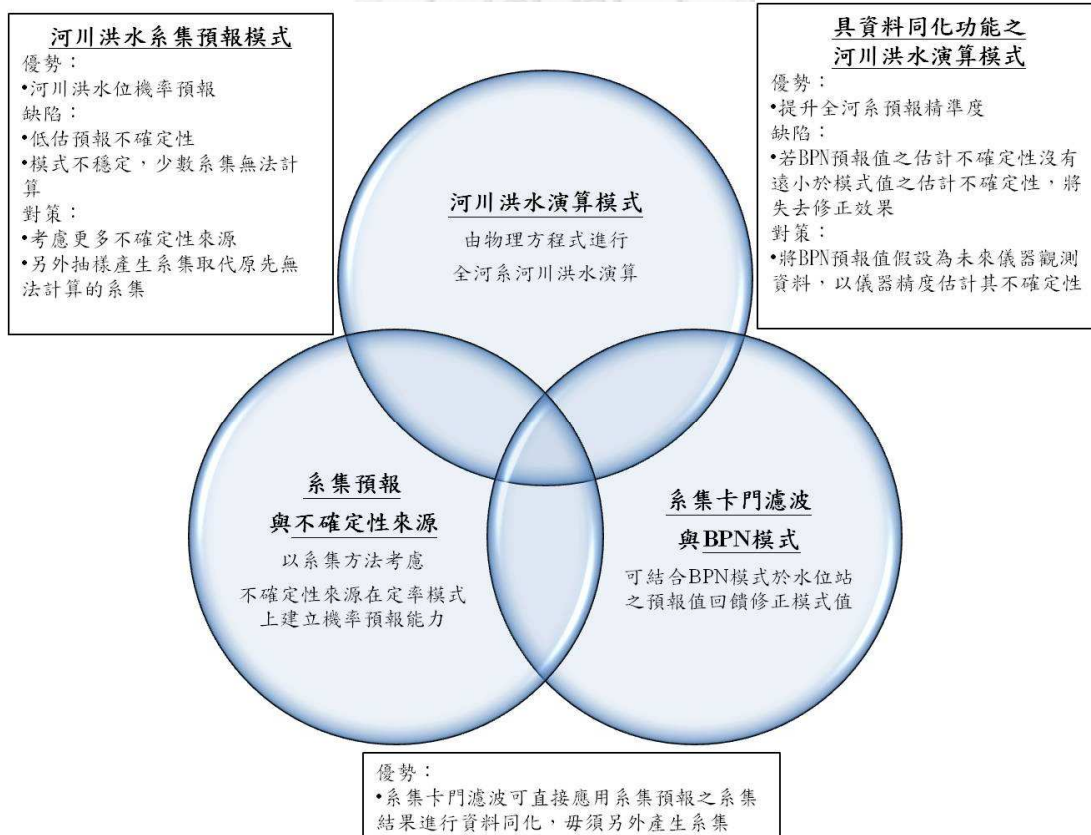


圖 2.1 本文研究理論交互關係

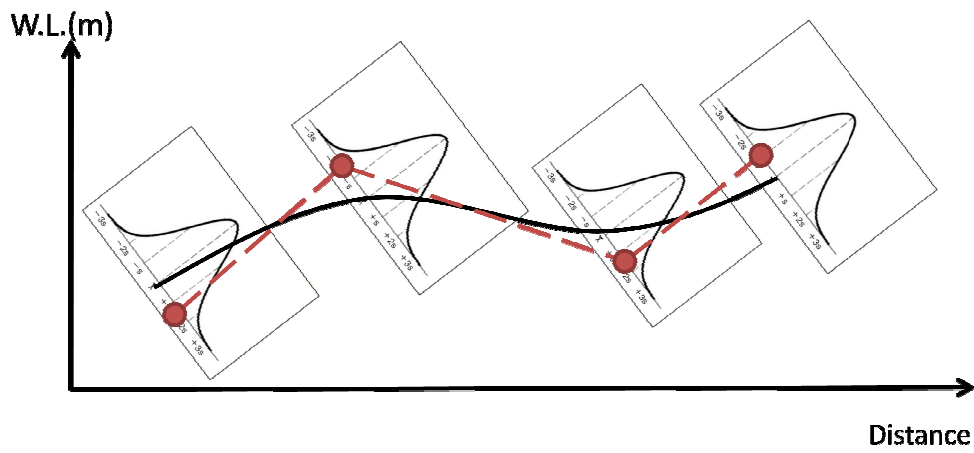


圖 3.1 缺乏空間相關性之初始條件系集樣本示意圖(水位剖線)

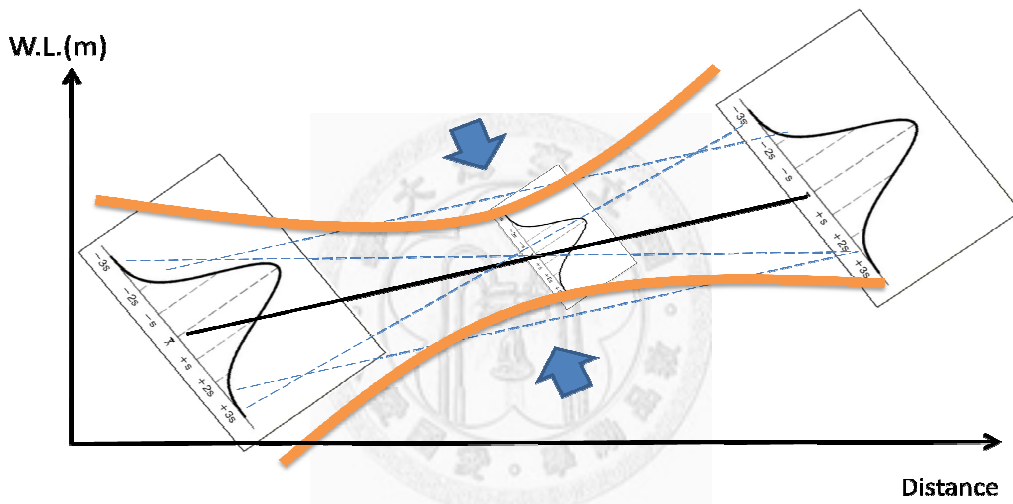


圖 3.2 河系中游低估不確定性示意圖(水位剖線)

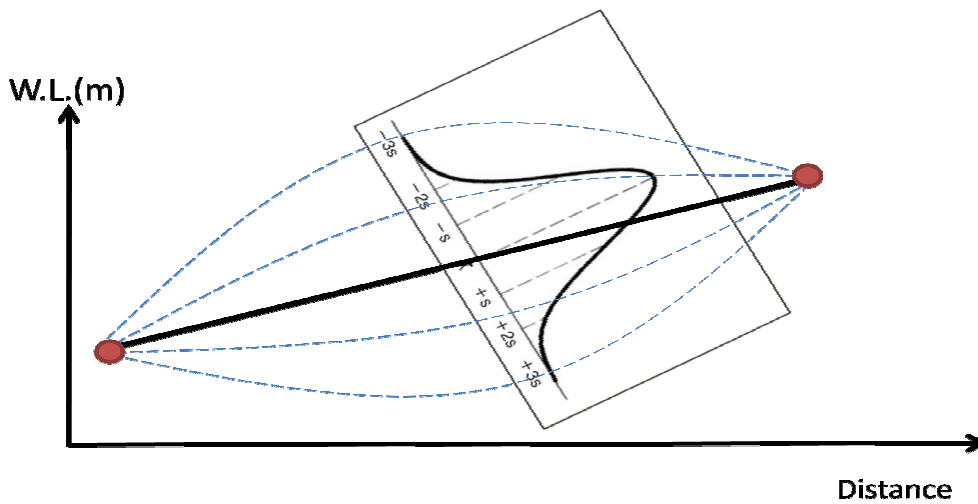


圖 3.3 缺乏邊界條件擾動之系集結果示意圖(水位剖線)

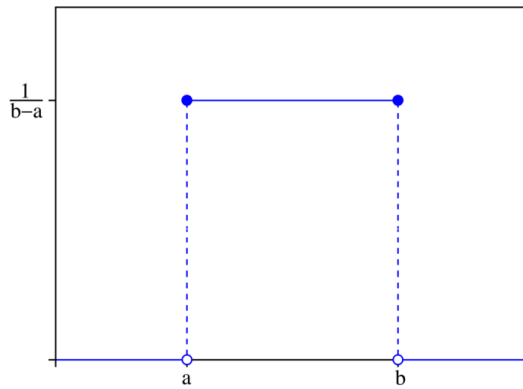


圖 3.4 均勻分布之機率密度函數(資料來源：維基百科)

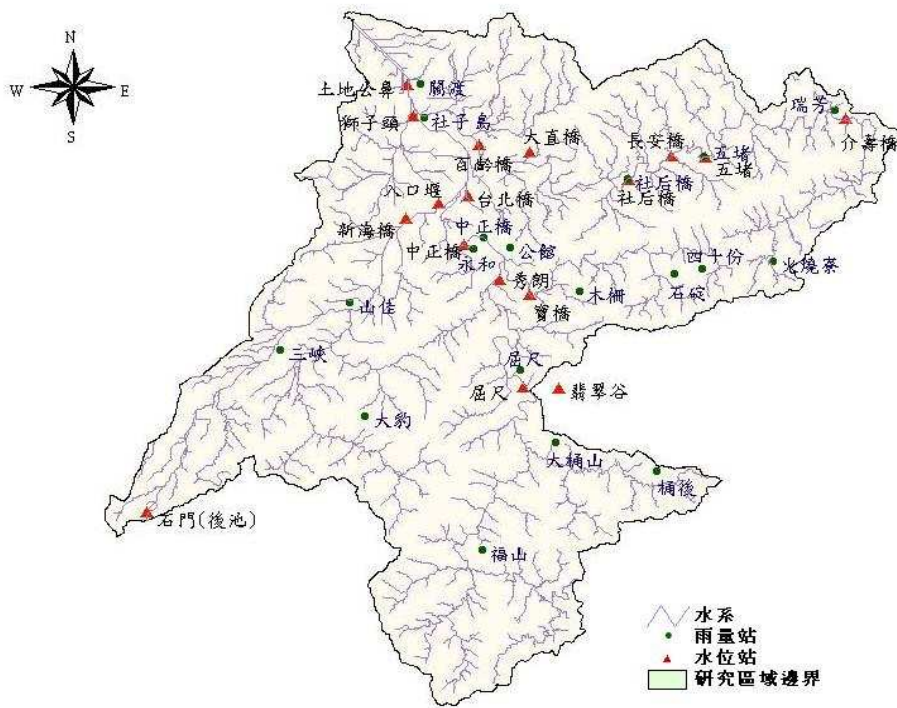


圖 4.1 研究區域之水文站示意圖

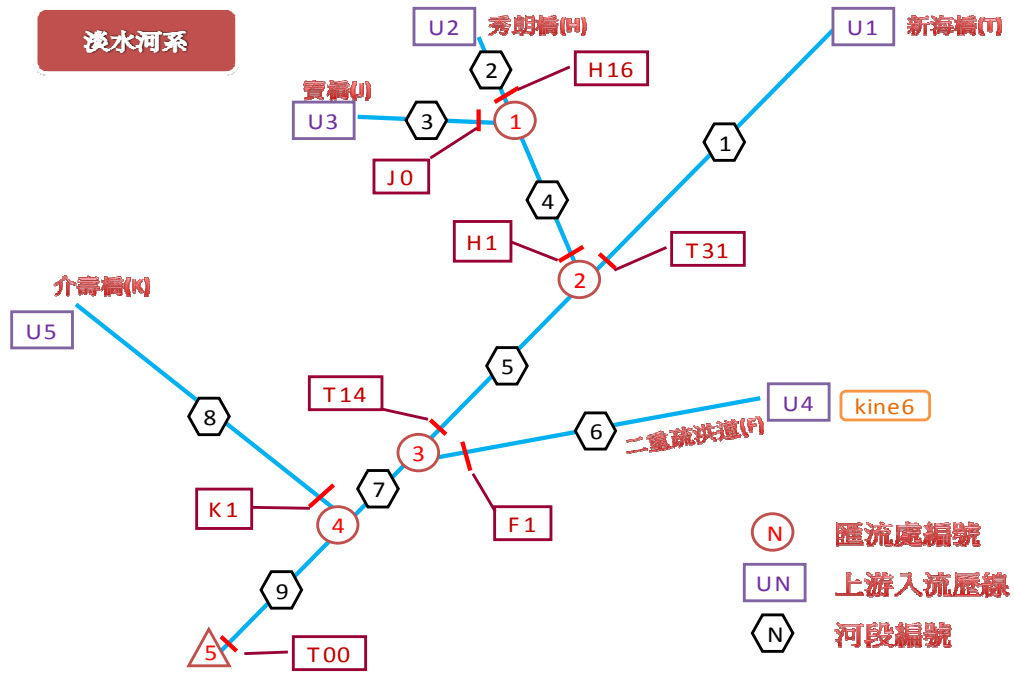


圖 4.2 淡水河系河段編號示意圖

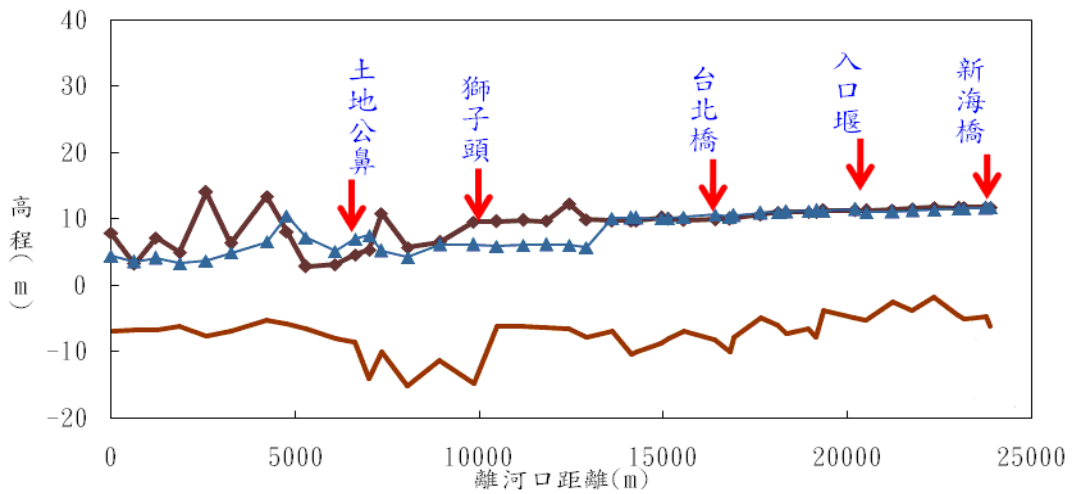


圖 4.3 淡水河主流至大漢溪縱剖面高程圖

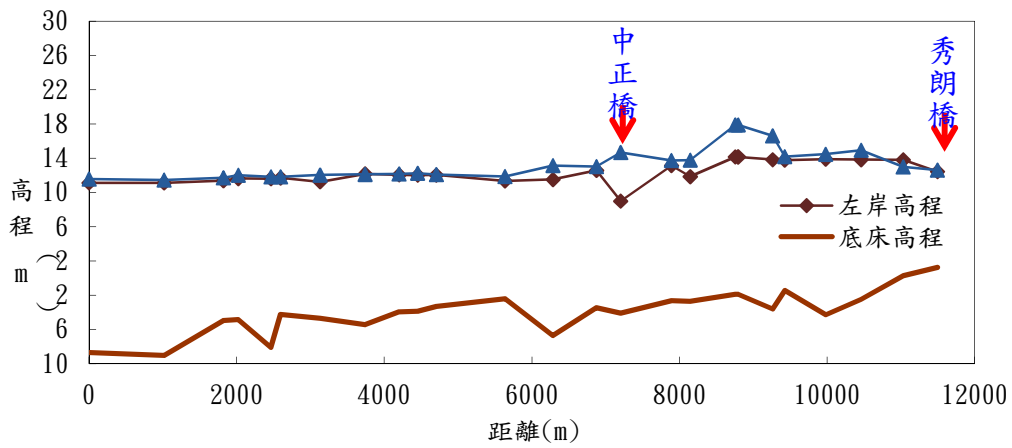


圖 4.4 新店溪縱剖面高程圖

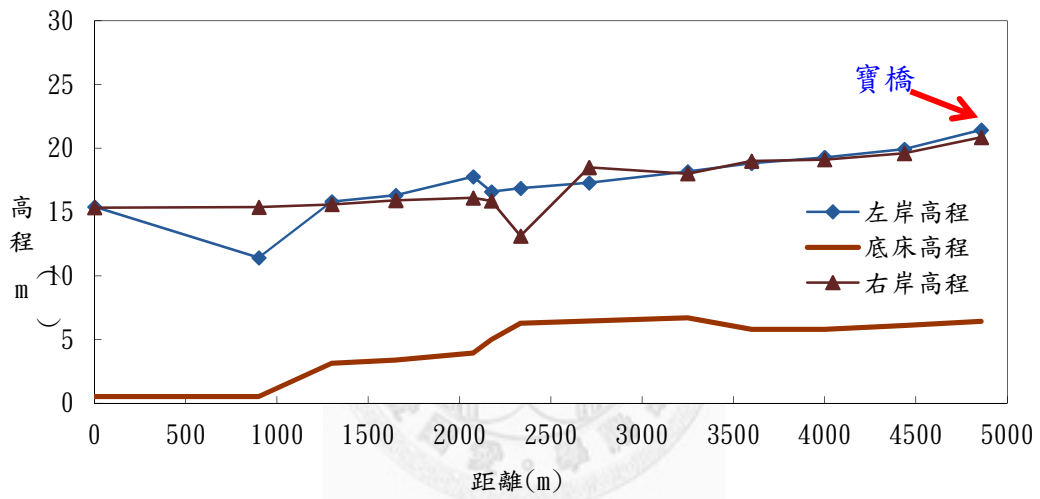


圖 4.5 景美溪縱剖面高程圖

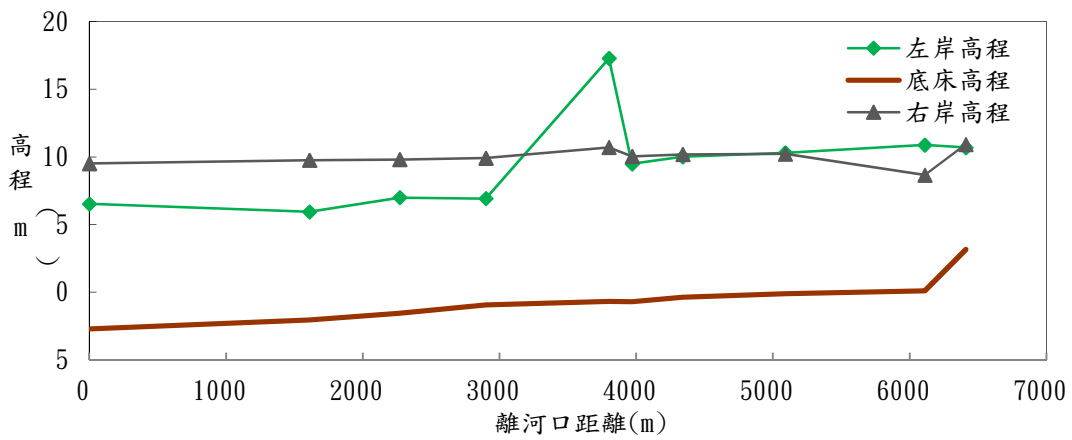


圖 4.6 二重疏洪道縱剖面高程圖

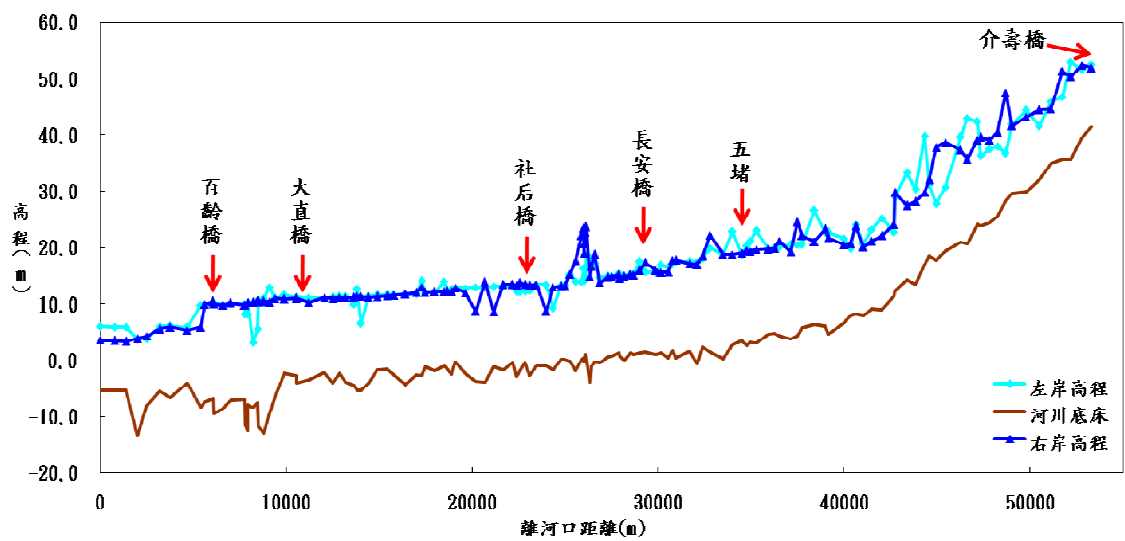


圖 4.7 基隆河縱剖面高程圖



(A) OTT KALESTO



(B) Endree+Huuser FMR240

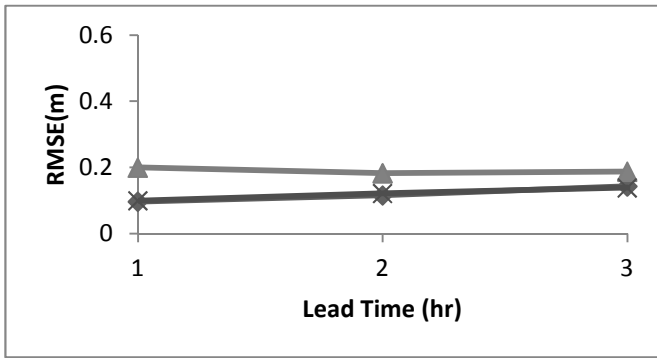


(C) FlowMaster TG-307

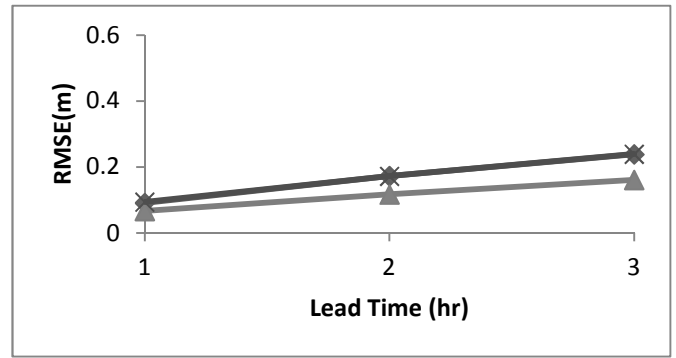


(D) 拓和株式會社 ods4-k-20pa

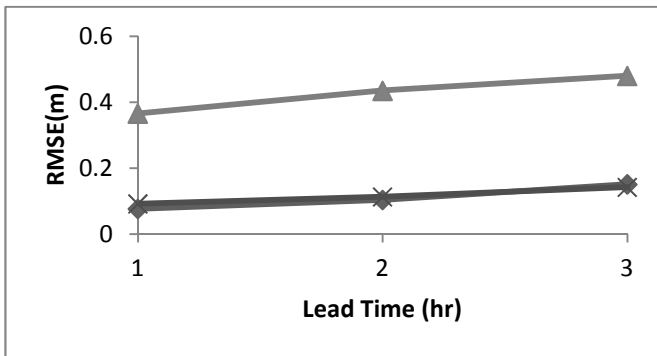
圖 4.8 水位站觀測儀器(資料來源：曹明君，2011)



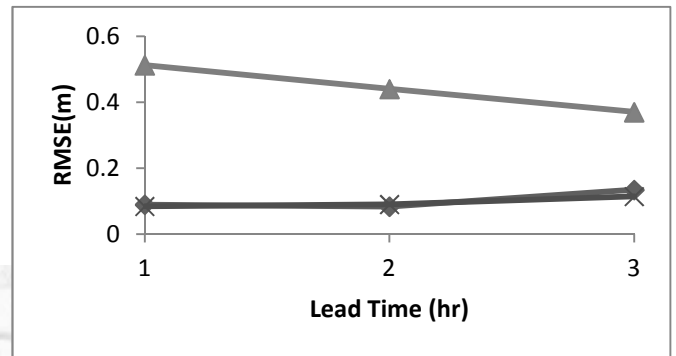
(A) 入口堰



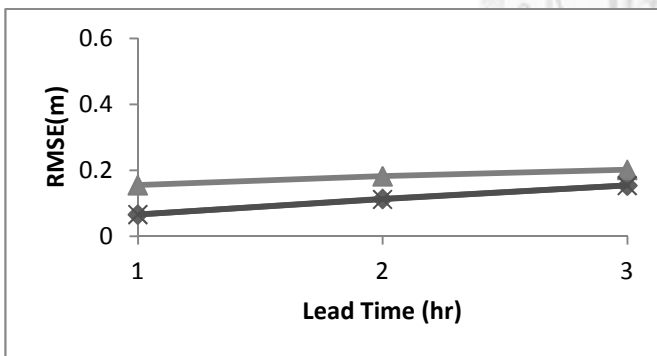
(B) 中正橋



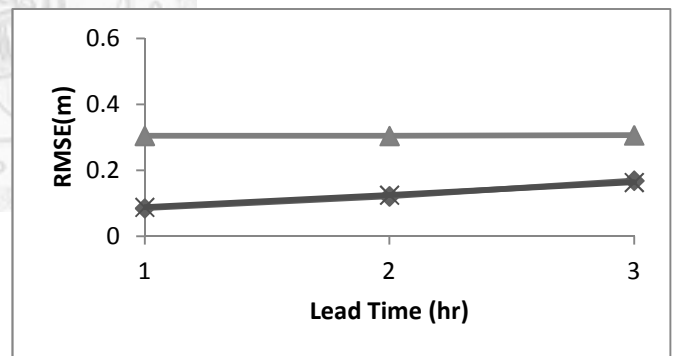
(C) 臺北橋



(D) 獅子頭



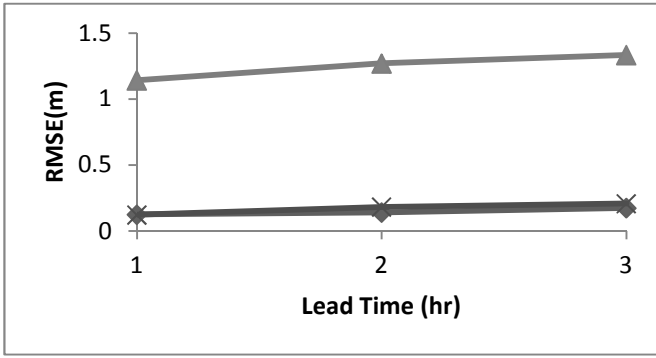
(E) 土地公鼻



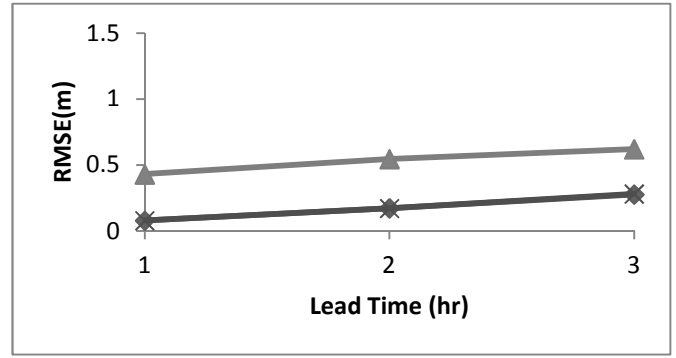
(F) 淡水河五水位站

系集預報模式 ▲ 初始值修正模式 倒傳遞類神經網路

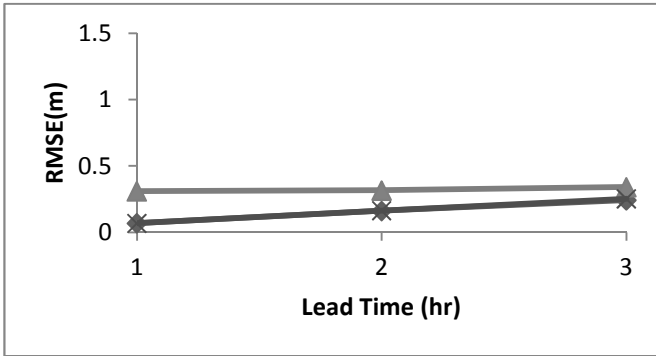
圖 5.1 韋帕颱風淡水河水位站 RMSE 比較圖



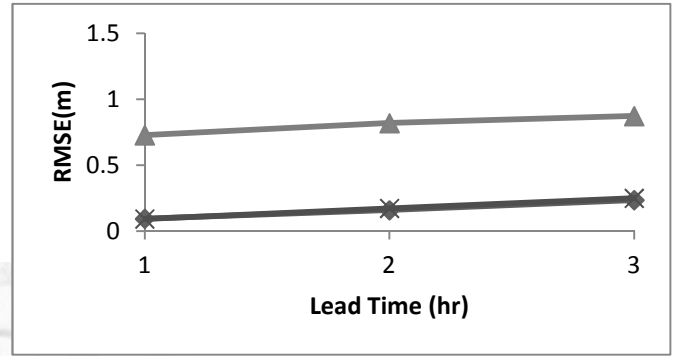
(A) 五堵



(B) 長安橋



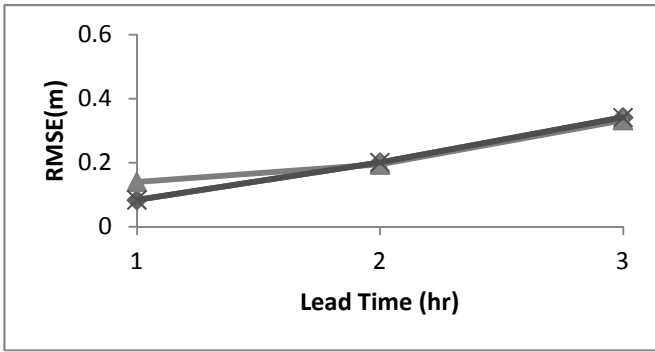
(C) 大直橋



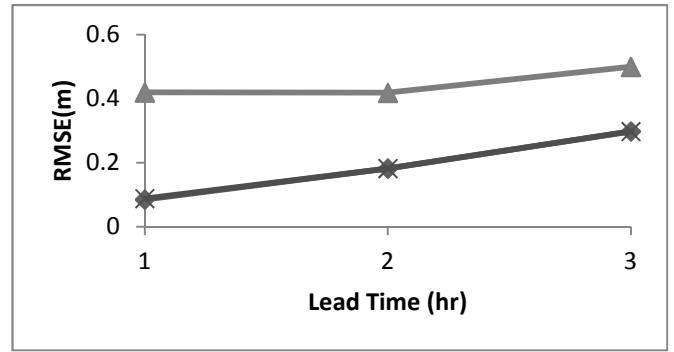
(D) 基隆河三水位站

系集預報模式 ▲ 初始值修正模式 倒傳遞類神經網路

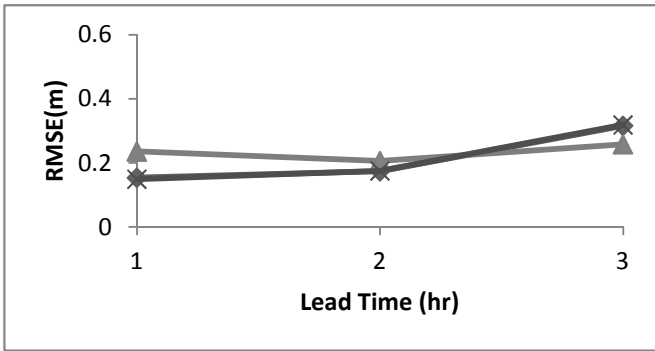
圖 5.2 韋帕颱風基隆河水位站 RMSE 比較圖



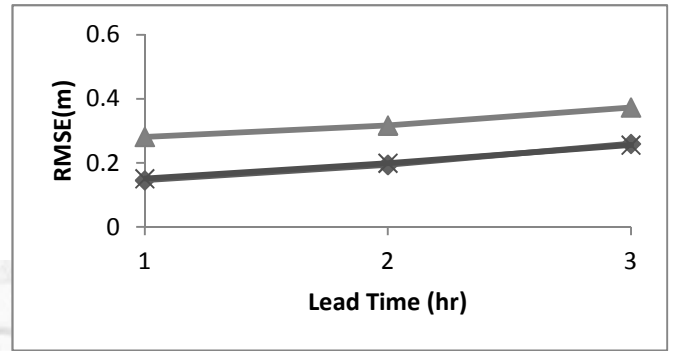
(A) 入口堰



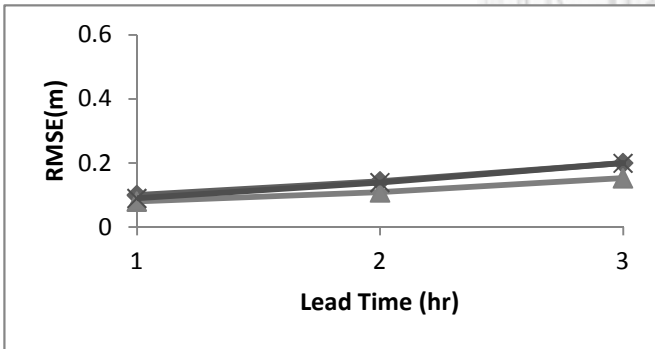
(B) 中正橋



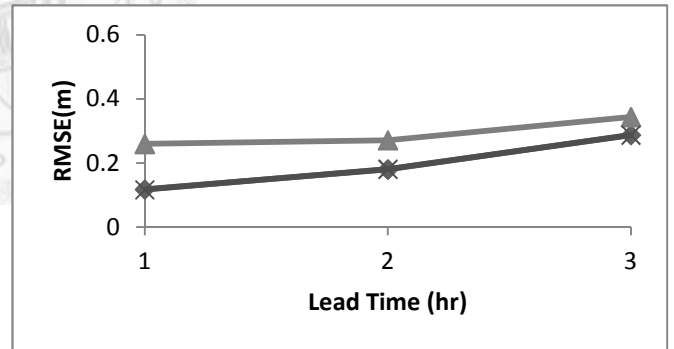
(C) 臺北橋



(D) 獅子頭



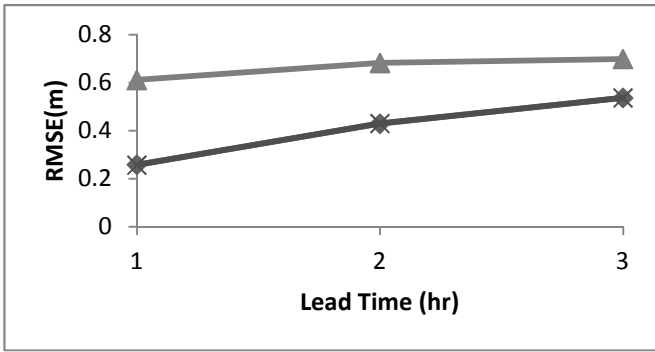
(E) 土地公鼻



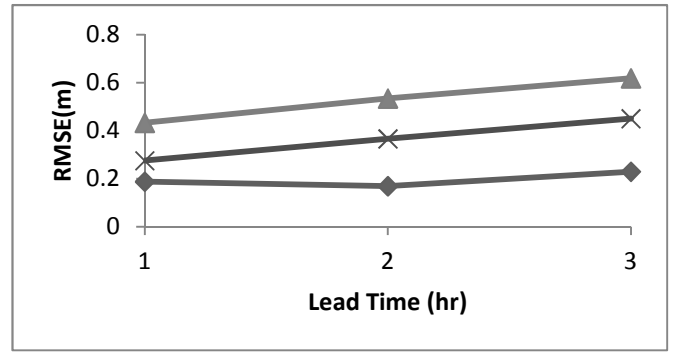
(F) 淡水河五水位站

系集預報模式 ▲ 初始值修正模式 倒傳遞類神經網路

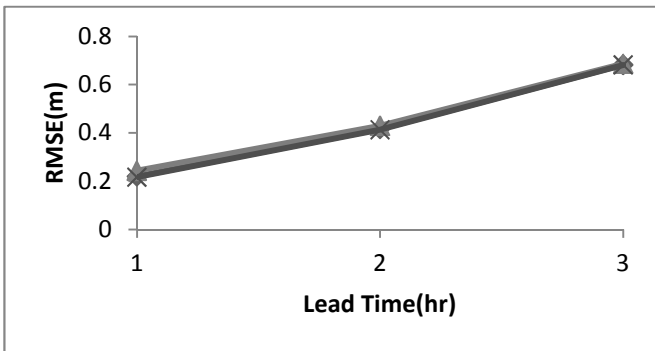
圖 5.3 辛樂克颱風淡水河水位站 RMSE 比較圖



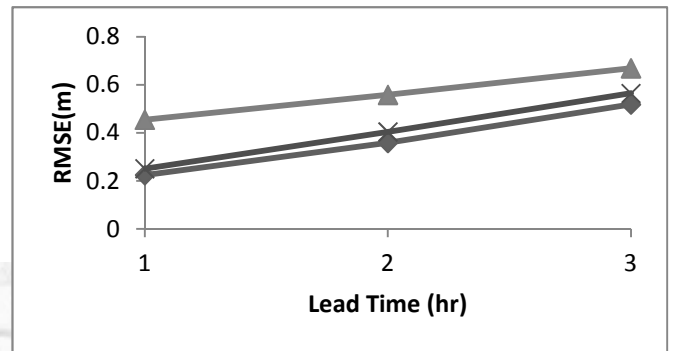
(A) 五堵



(B) 長安橋



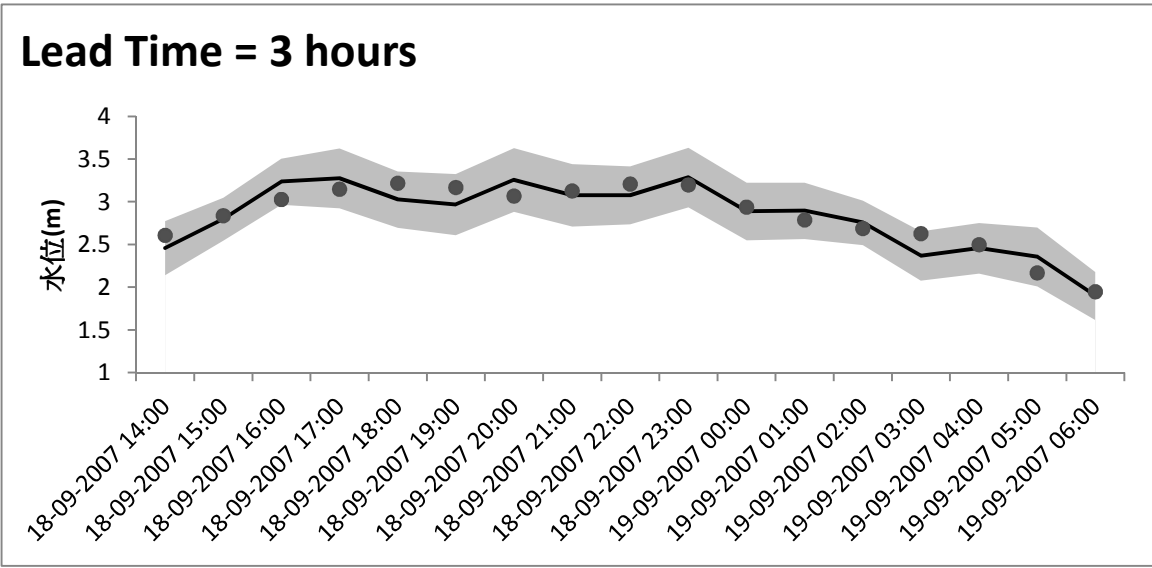
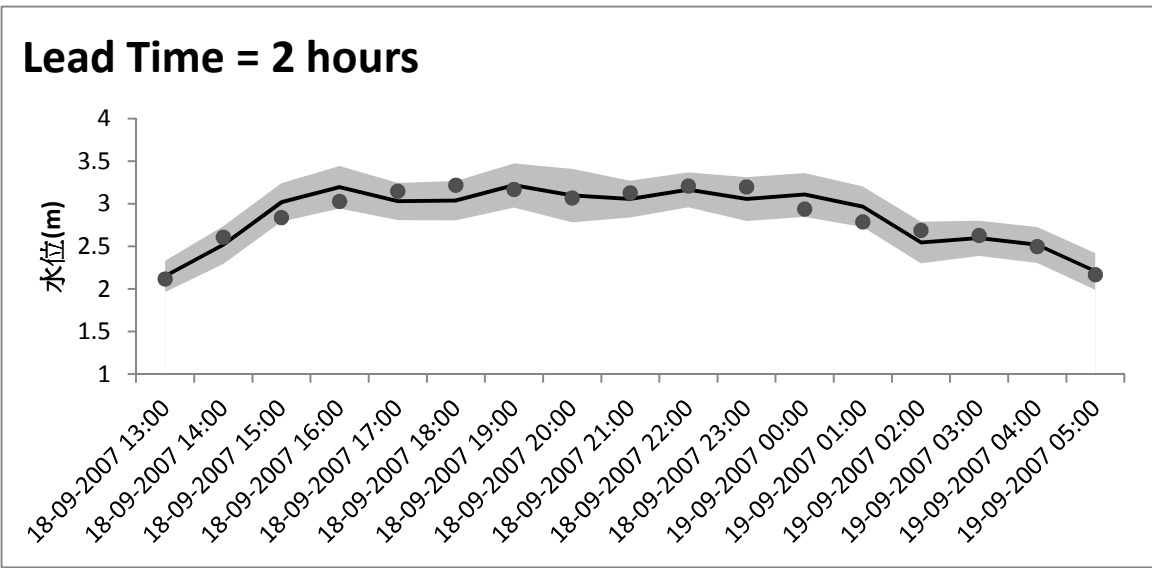
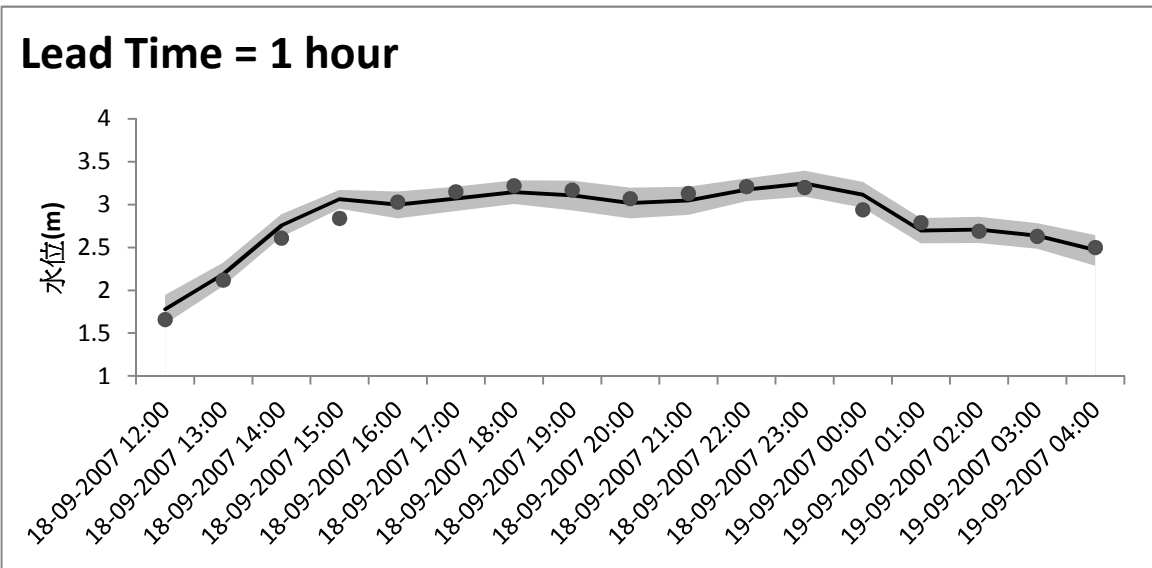
(C) 大直橋



(D) 基隆河三水位站

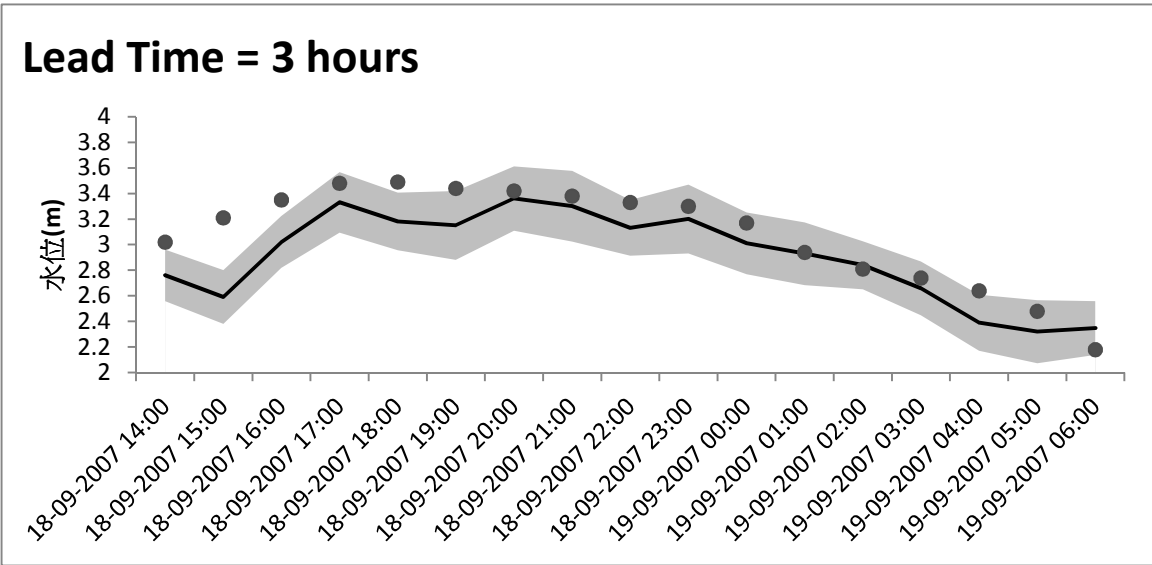
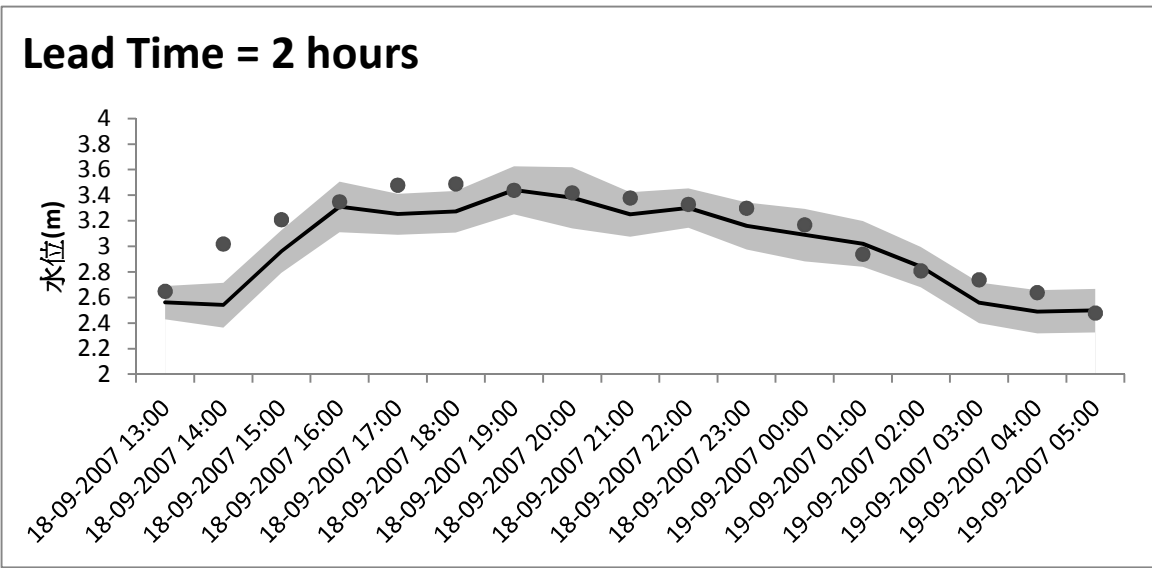
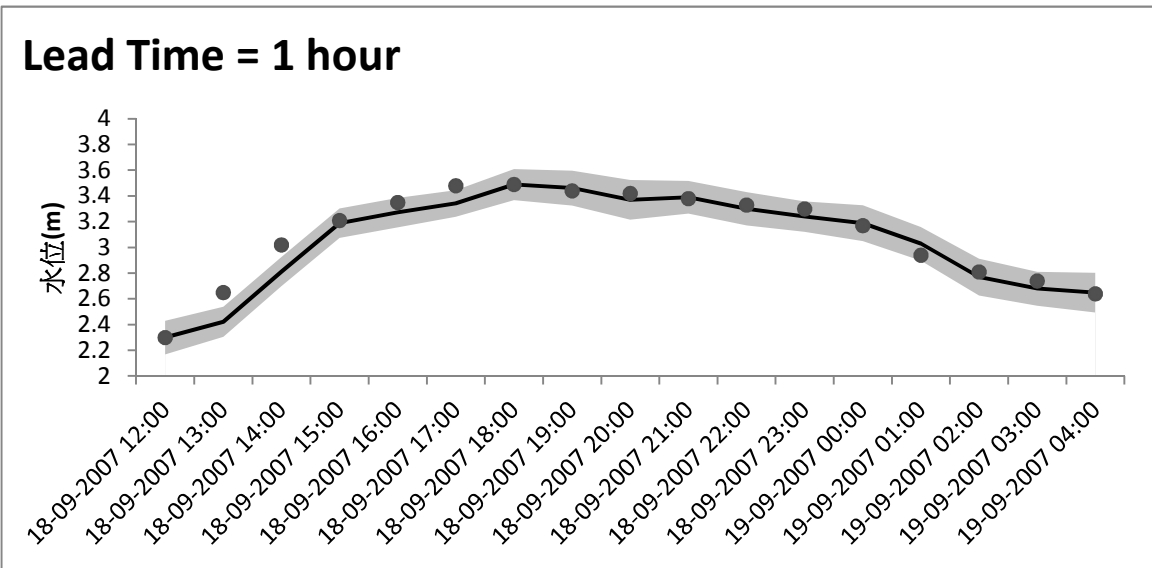
系集預報模式 ▲ 初始值修正模式 倒傳遞類神經網路

圖 5.4 辛樂克颱風基隆河水位站 RMSE 比較圖



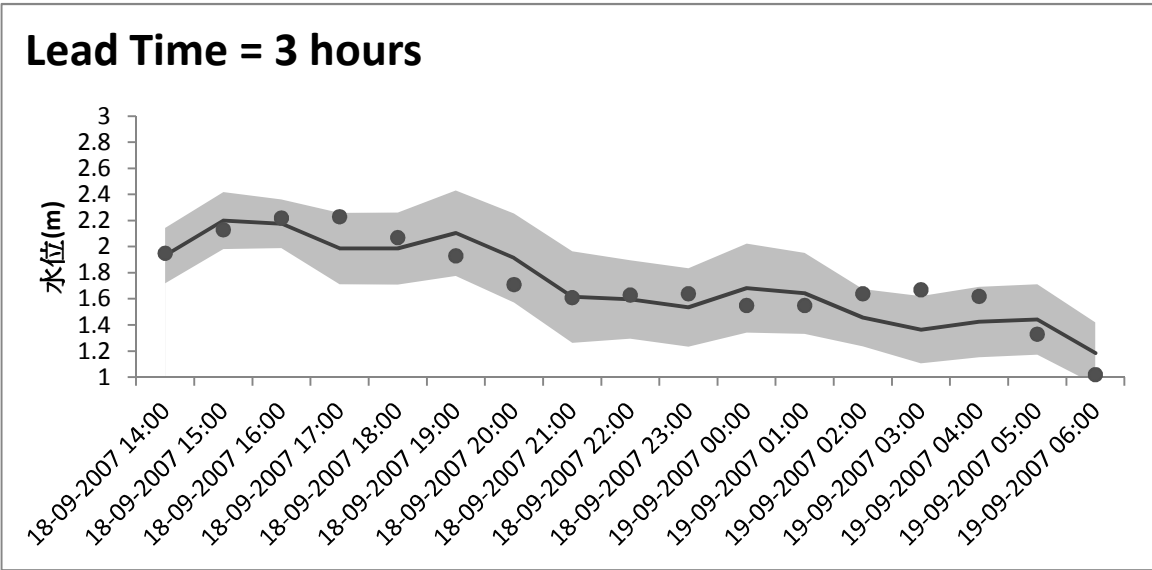
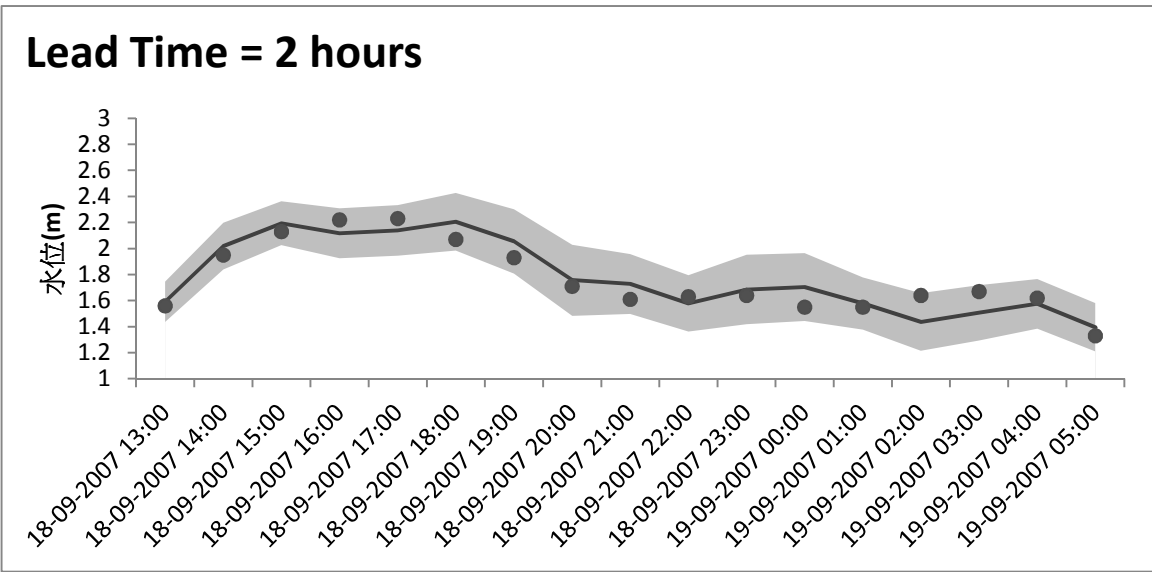
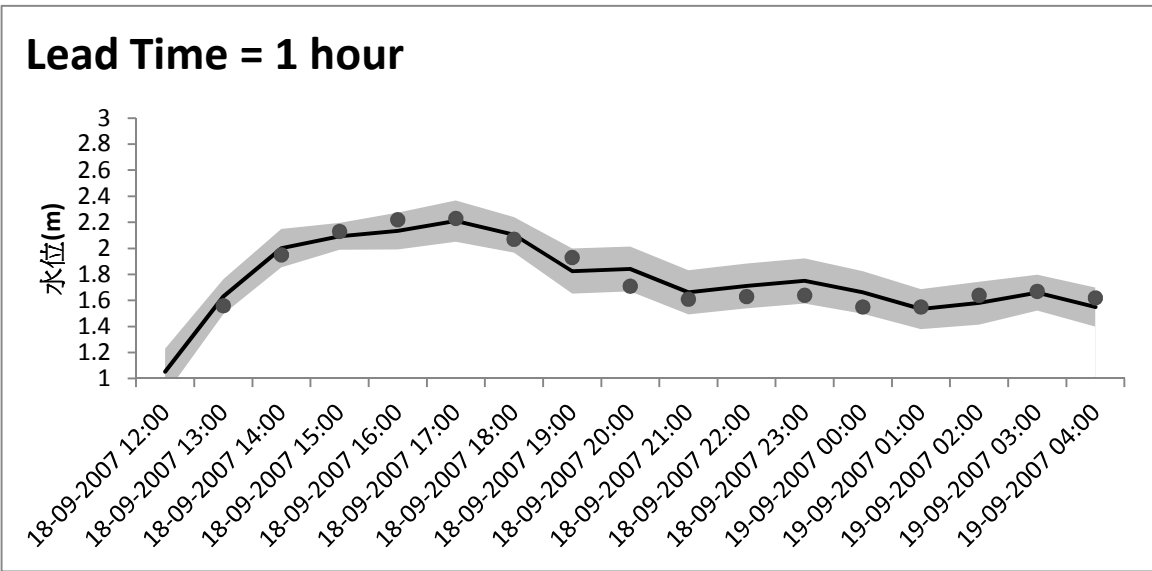
●實測水位 —預報水位 95%信賴區間

圖 5.5 韋帕颱風入口堰預報 1 至 3 小時水位歷線



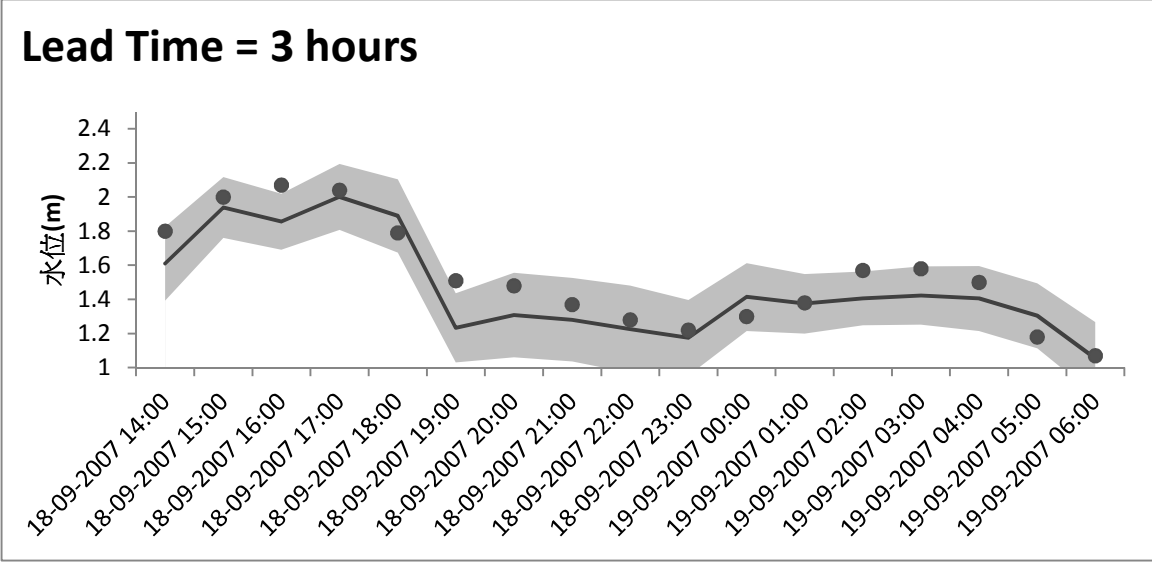
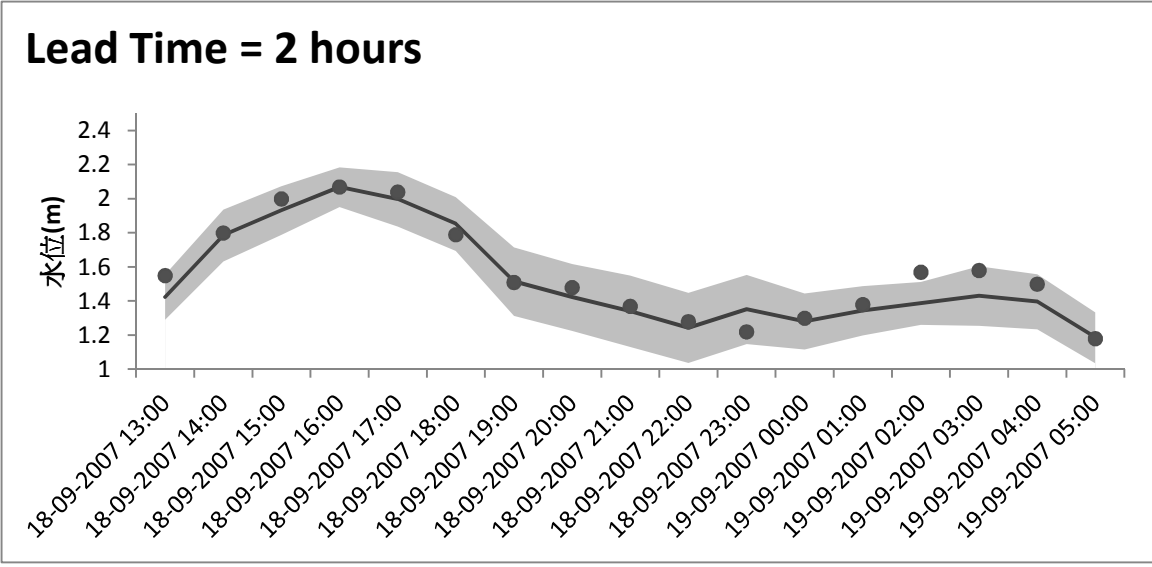
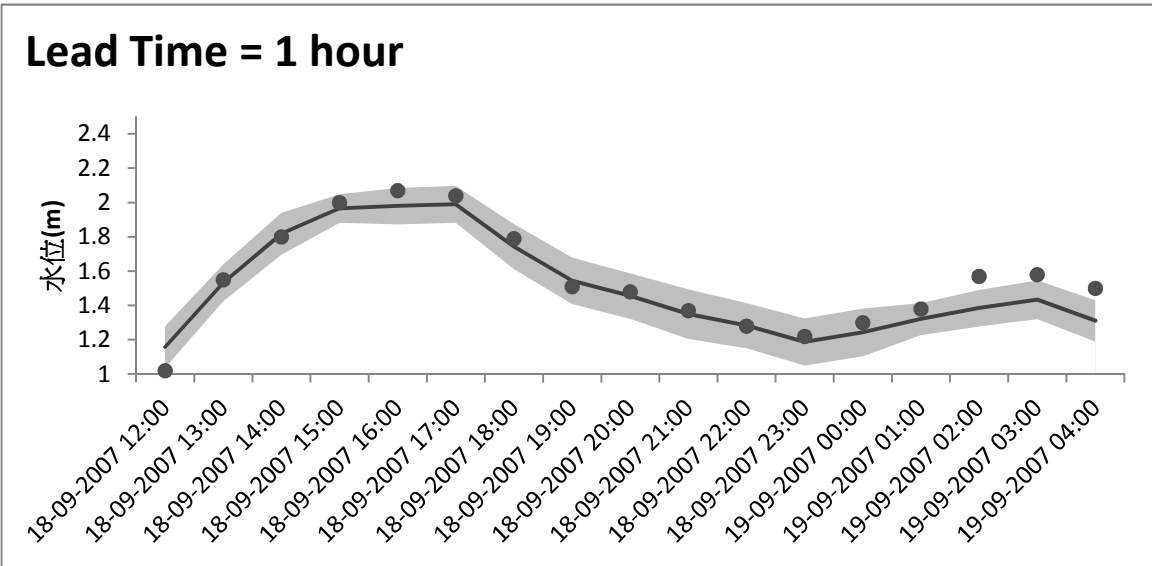
●實測水位 —預報水位 95%信賴區間

圖 5.6 韋帕颱風中正橋預報 1 至 3 小時水位歷線



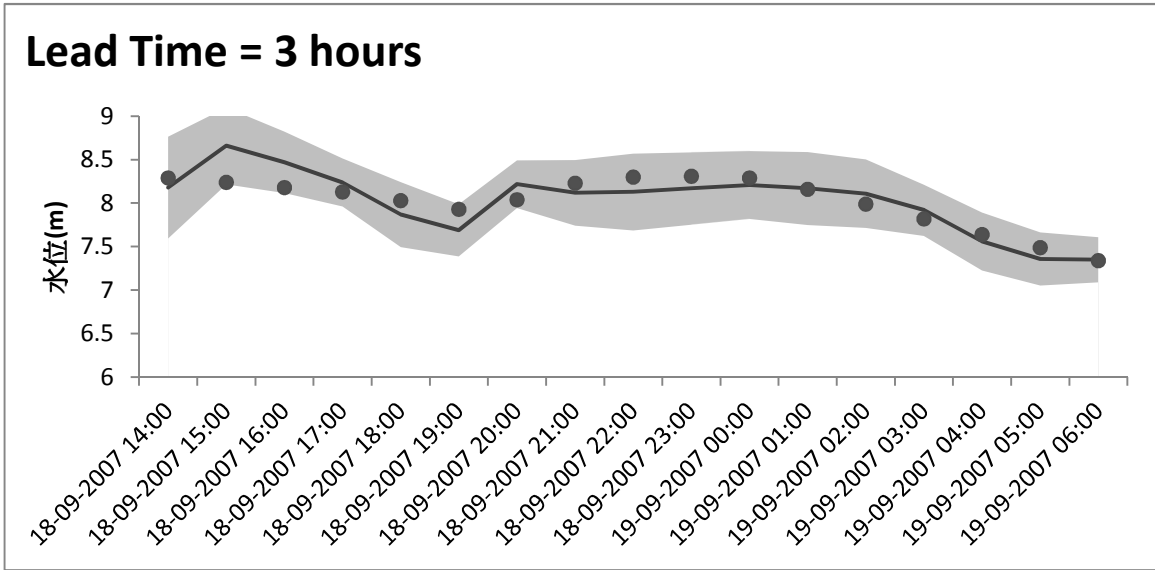
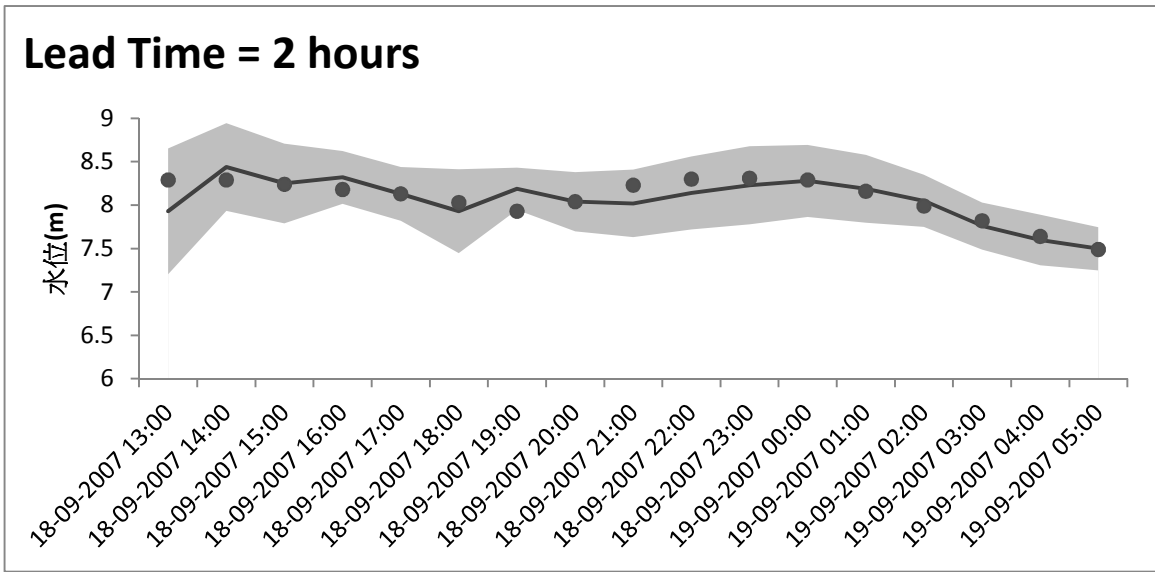
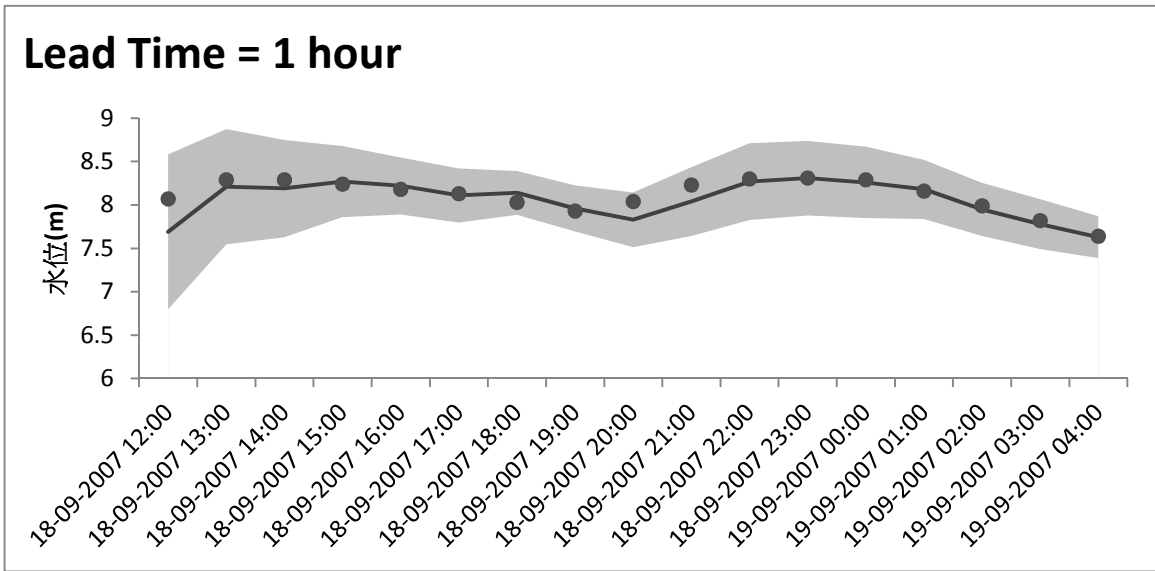
●實測水位 —預報水位 95%信賴區間

圖 5.7 韋帕颱風臺北橋預報 1 至 3 小時水位歷線



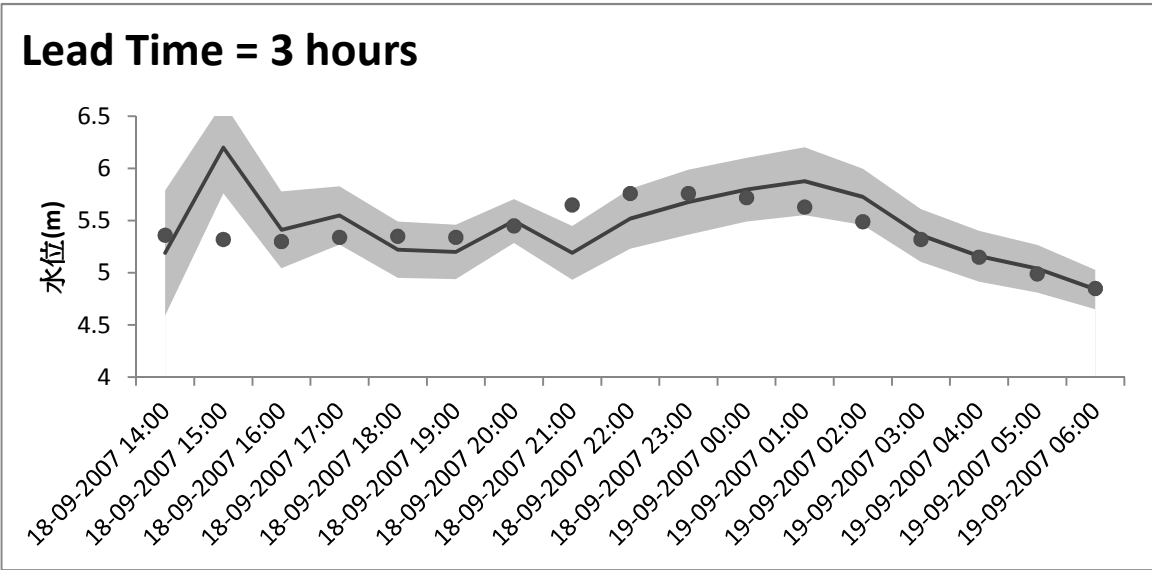
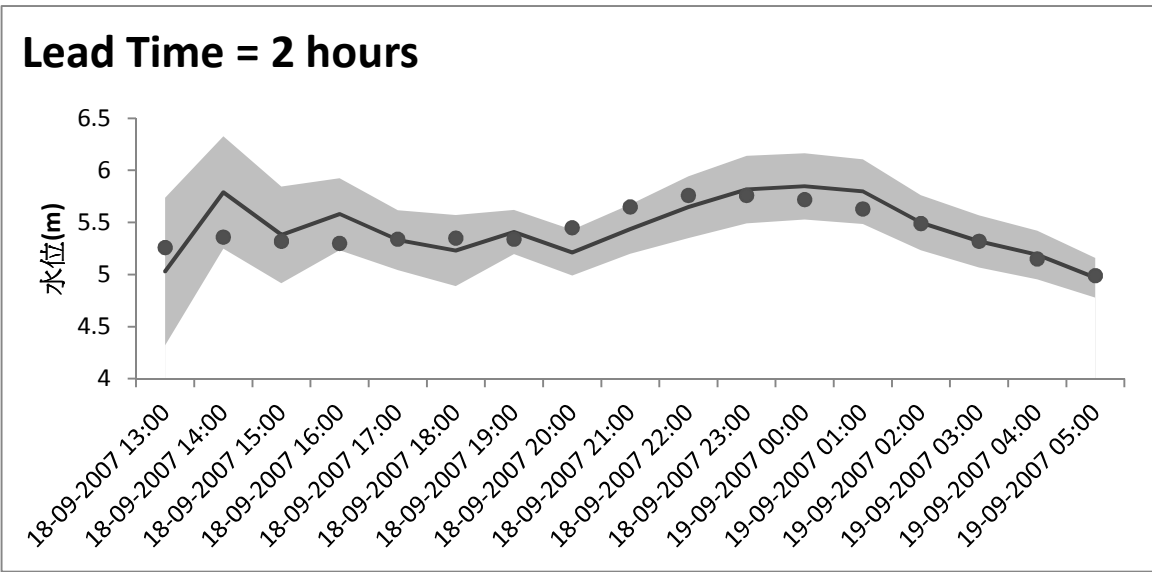
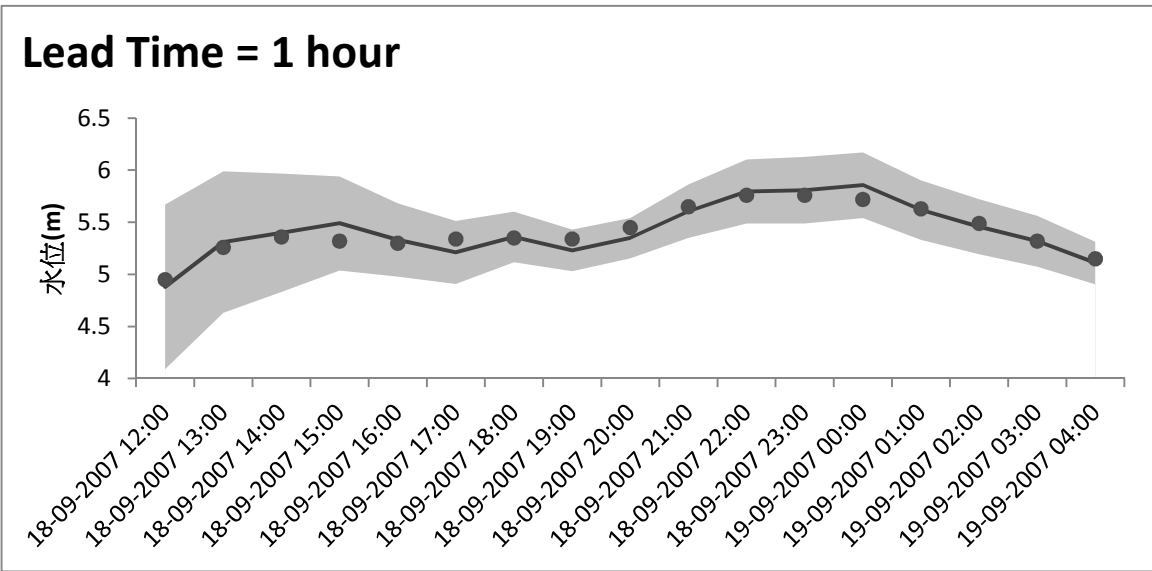
●實測水位 —預報水位 95%信賴區間

圖 5.8 韋帕颱風獅子頭預報 1 至 3 小時水位歷線



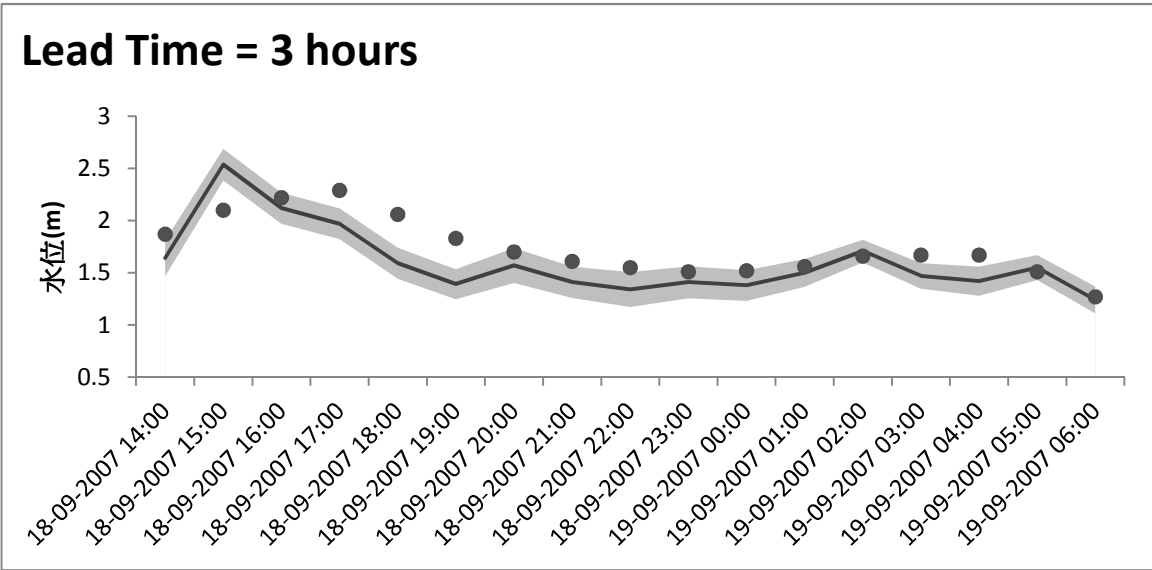
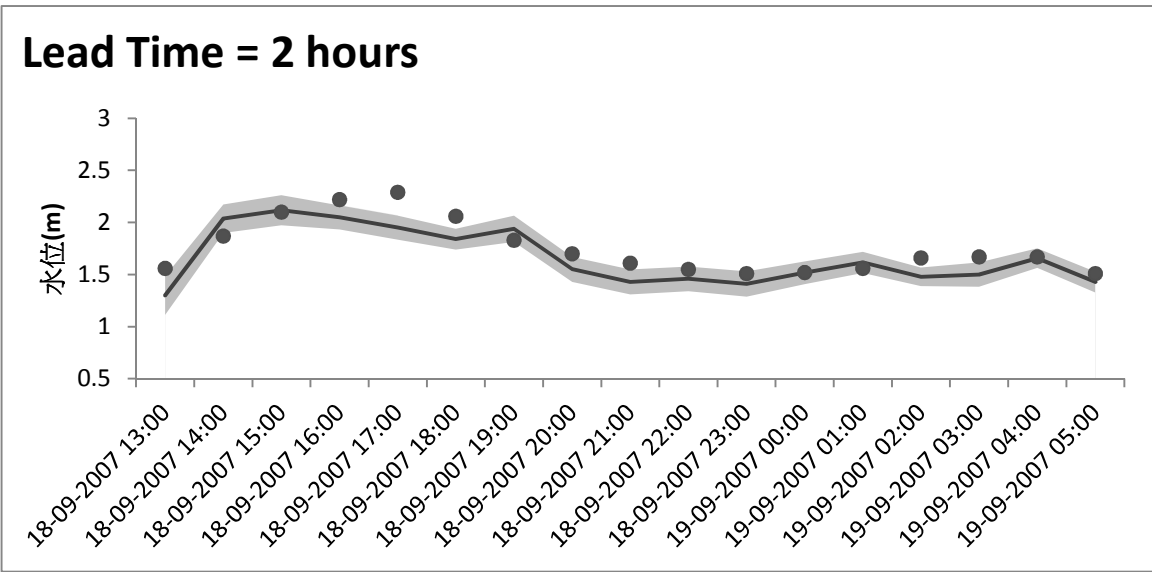
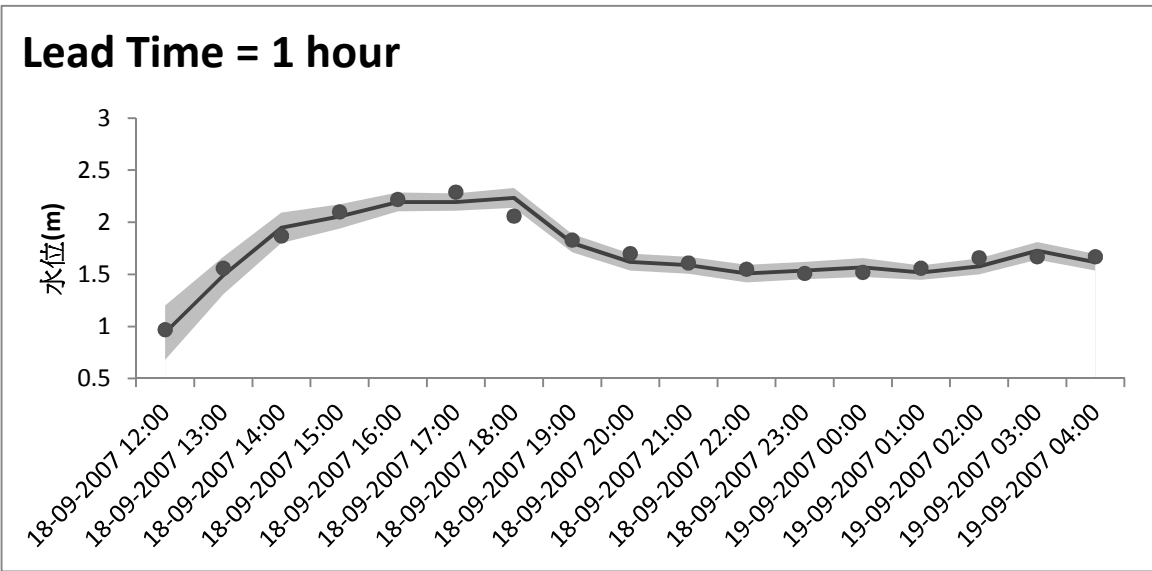
●實測水位 —預報水位 95%信賴區間

圖 5.9 韋帕颱風五堵預報 1 至 3 小時水位歷線



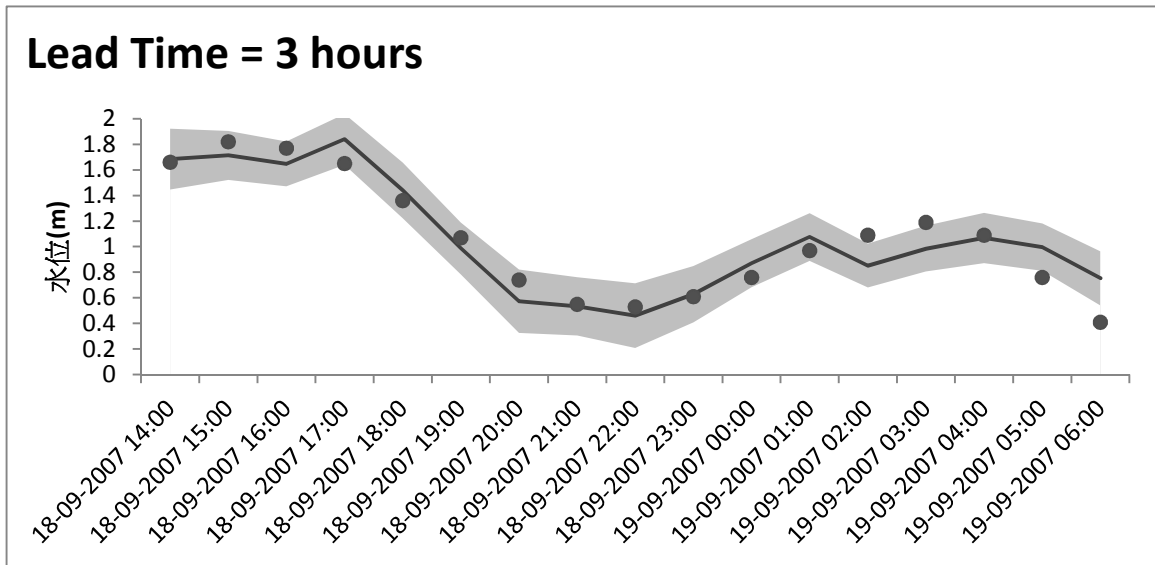
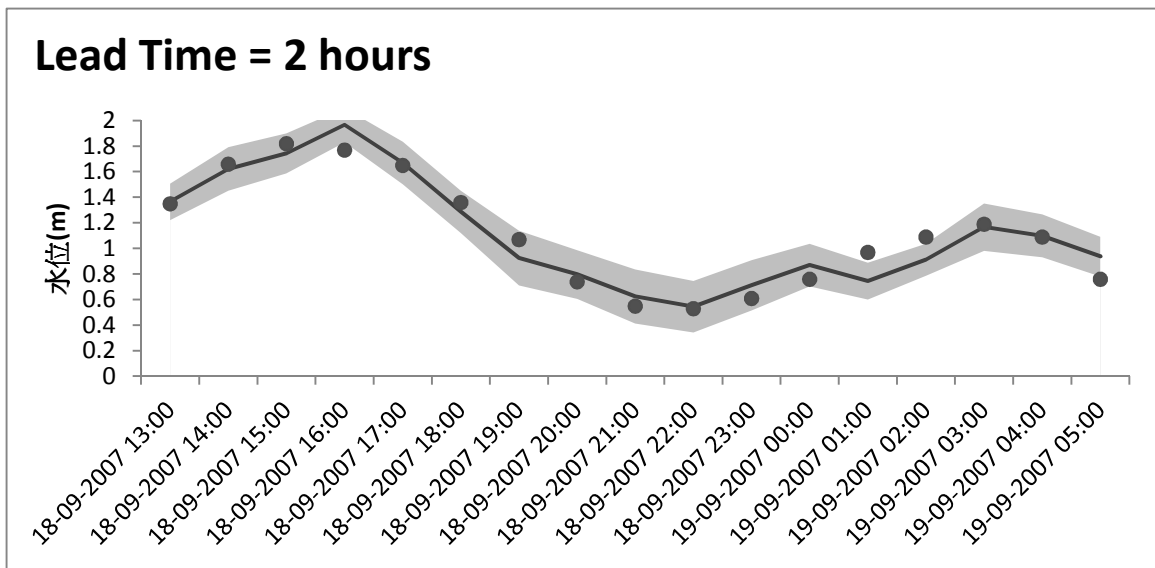
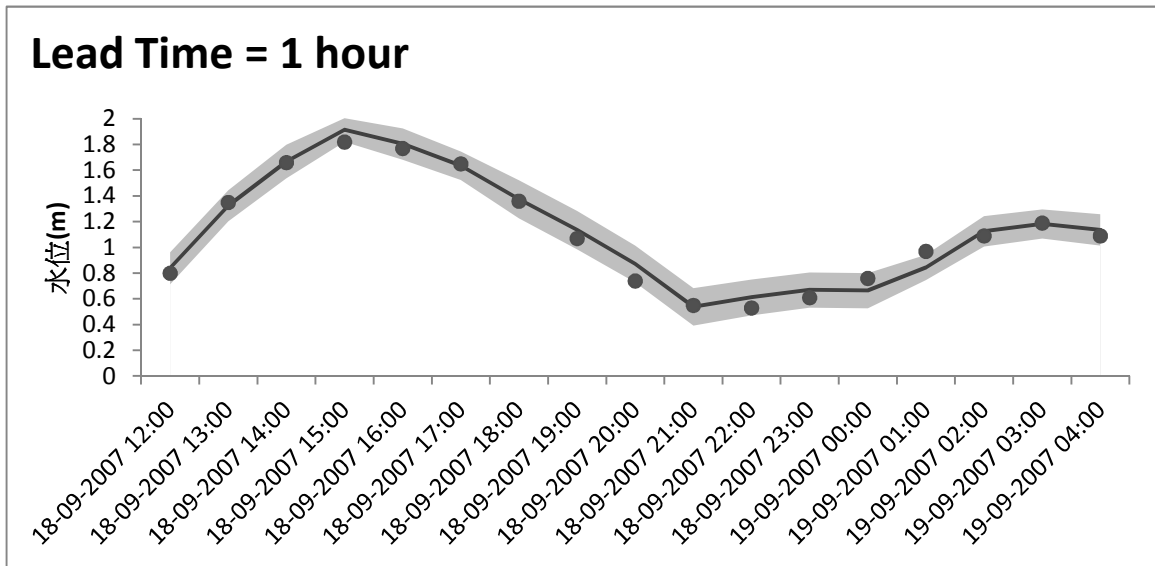
●實測水位 —預報水位 95%信賴區間

圖 5.10 韋帕颱風長安橋預報 1 至 3 小時水位歷線



●實測水位 —預報水位 95%信賴區間

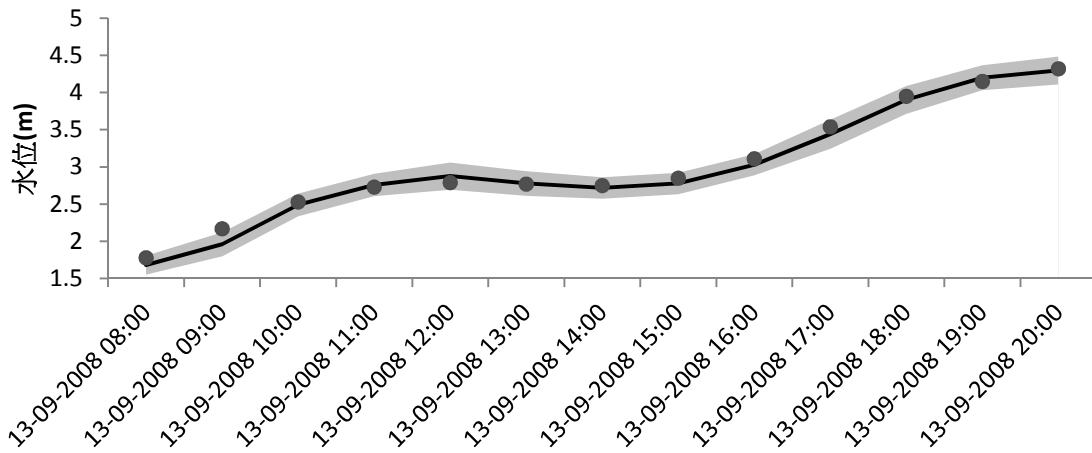
圖 5.11 韋帕颱風大直橋預報 1 至 3 小時水位歷線



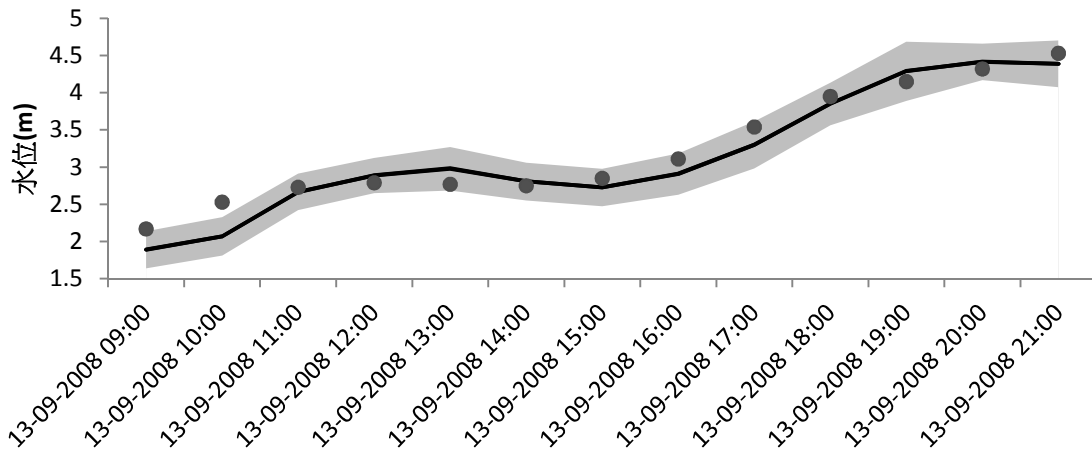
●實測水位 —預報水位 95%信賴區間

圖 5.12 韋帕颱風土地公鼻預報 1 至 3 小時水位歷線

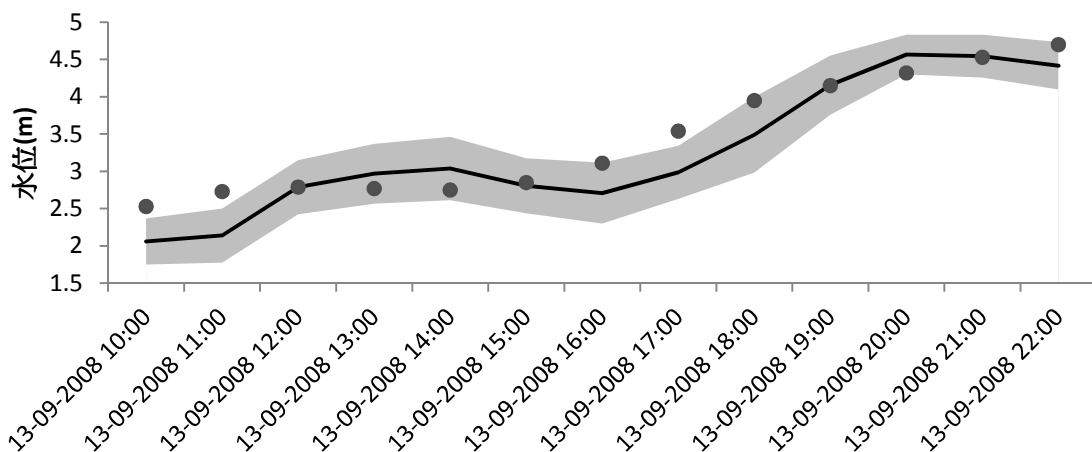
Lead Time = 1 hour



Lead Time = 2 hours

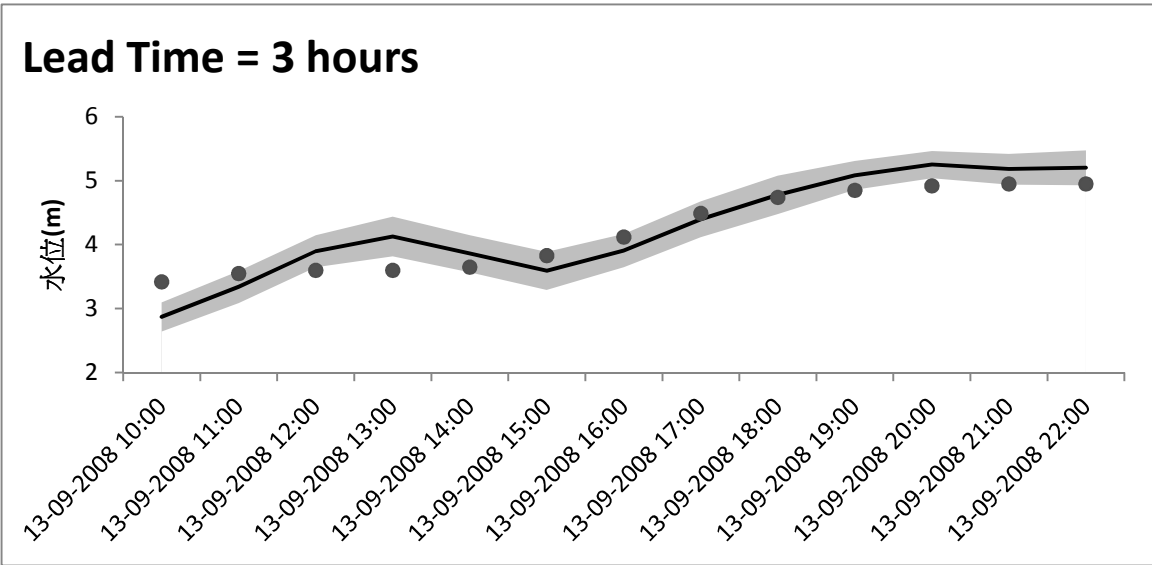
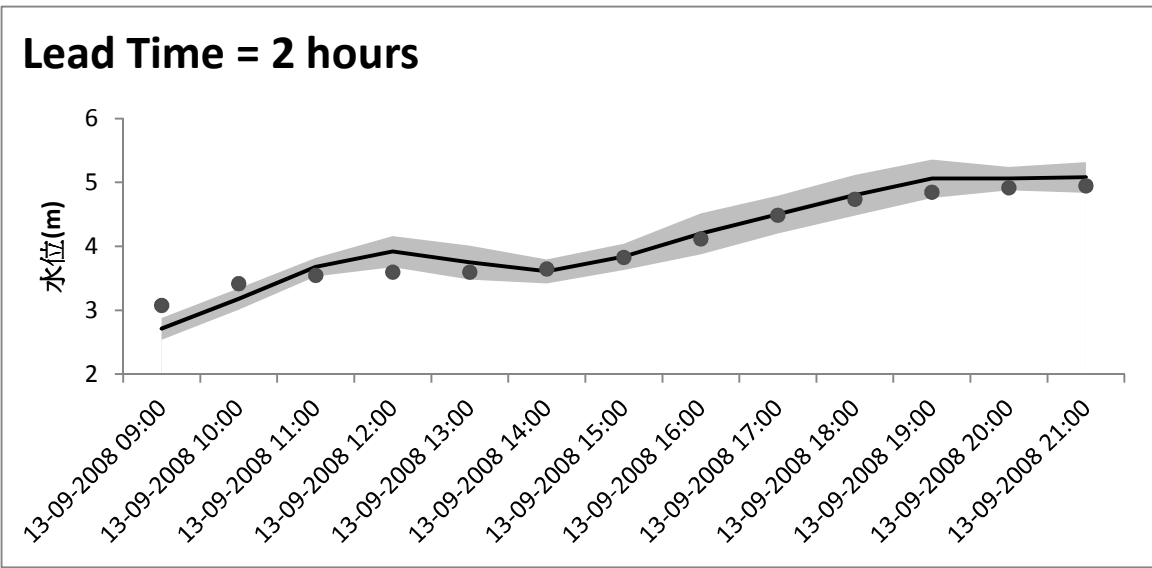
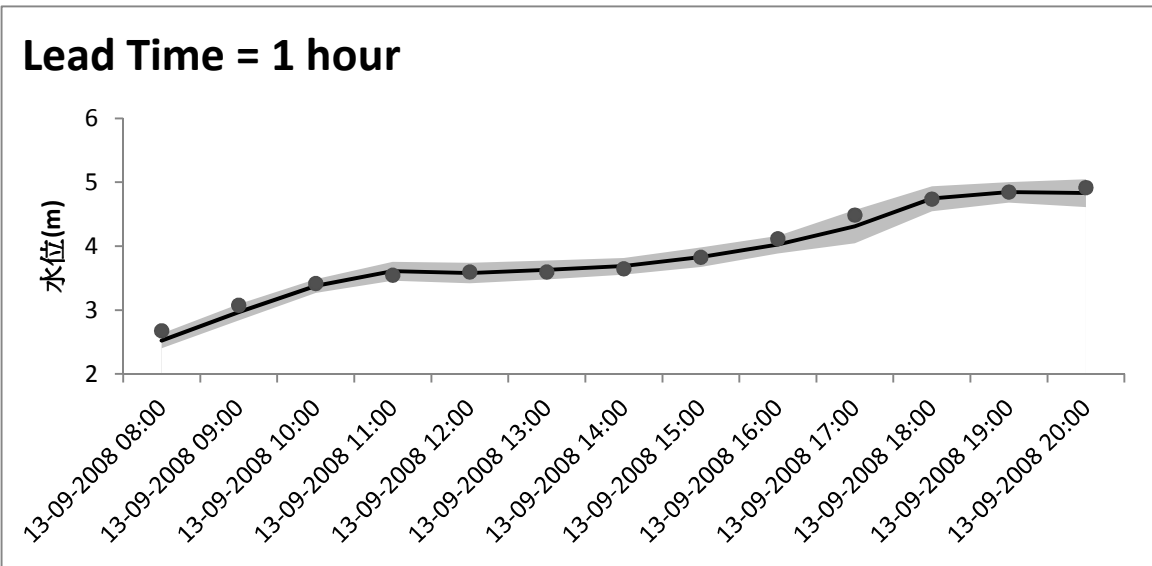


Lead Time = 3 hours



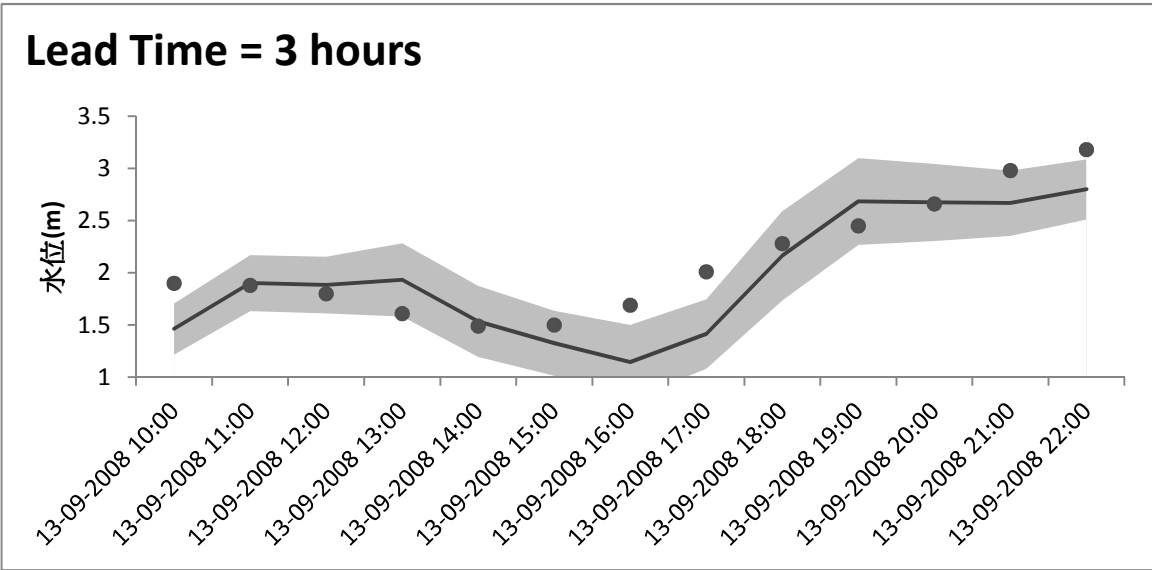
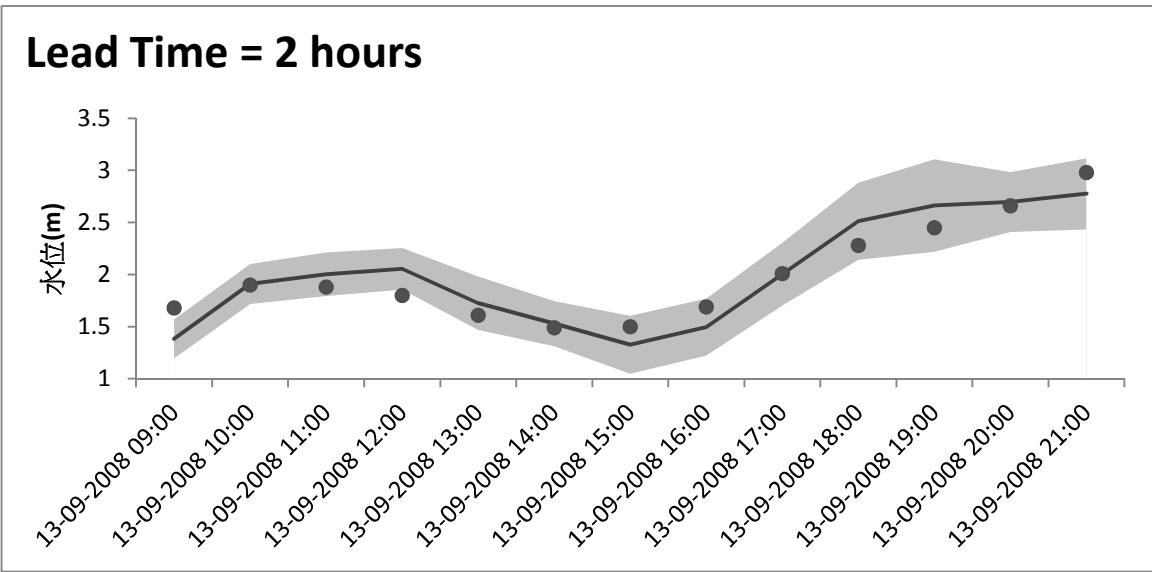
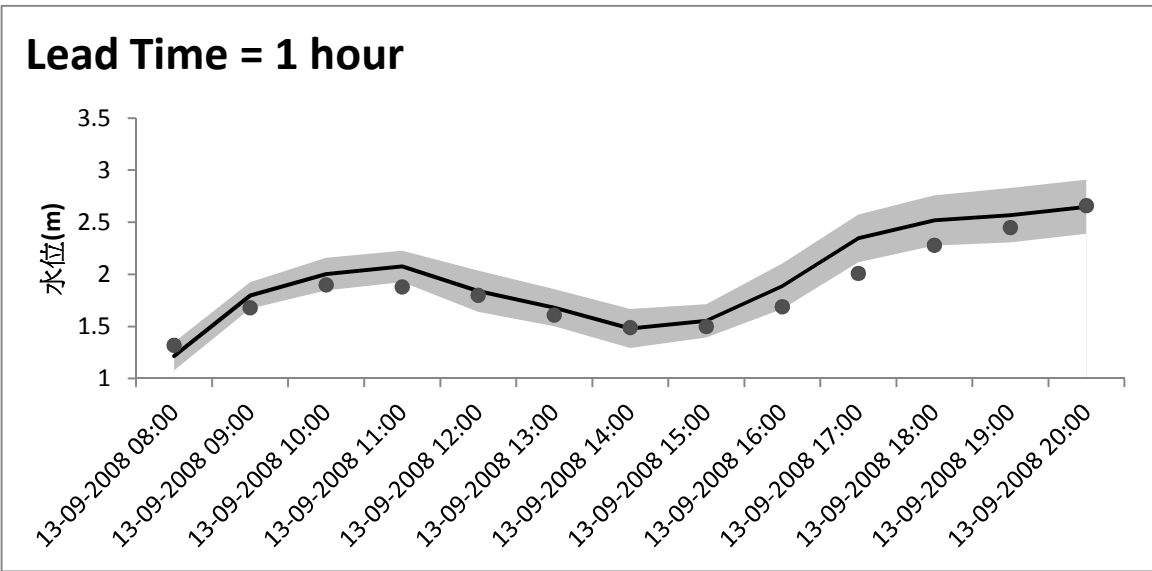
●實測水位 —預報水位 95%信賴區間

圖 5.13 辛樂克颱風入口堰預報 1 至 3 小時水位歷線



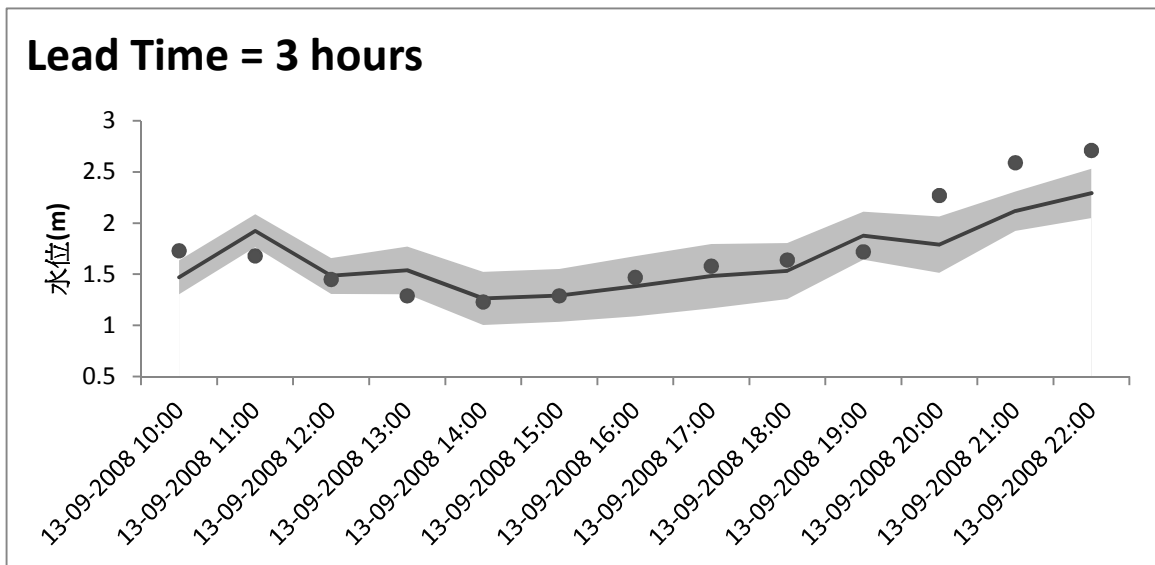
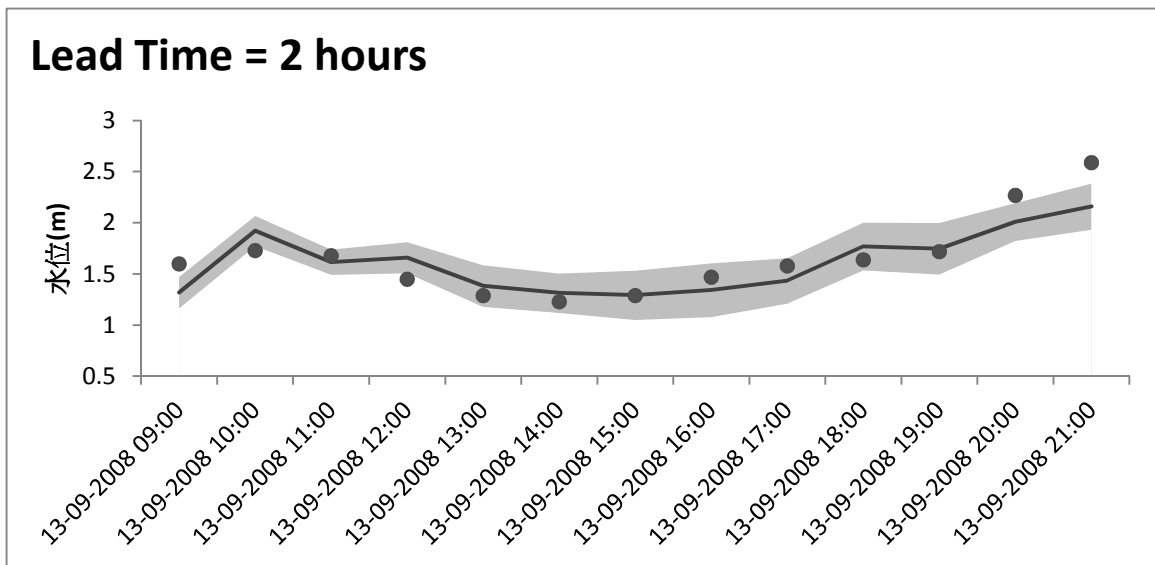
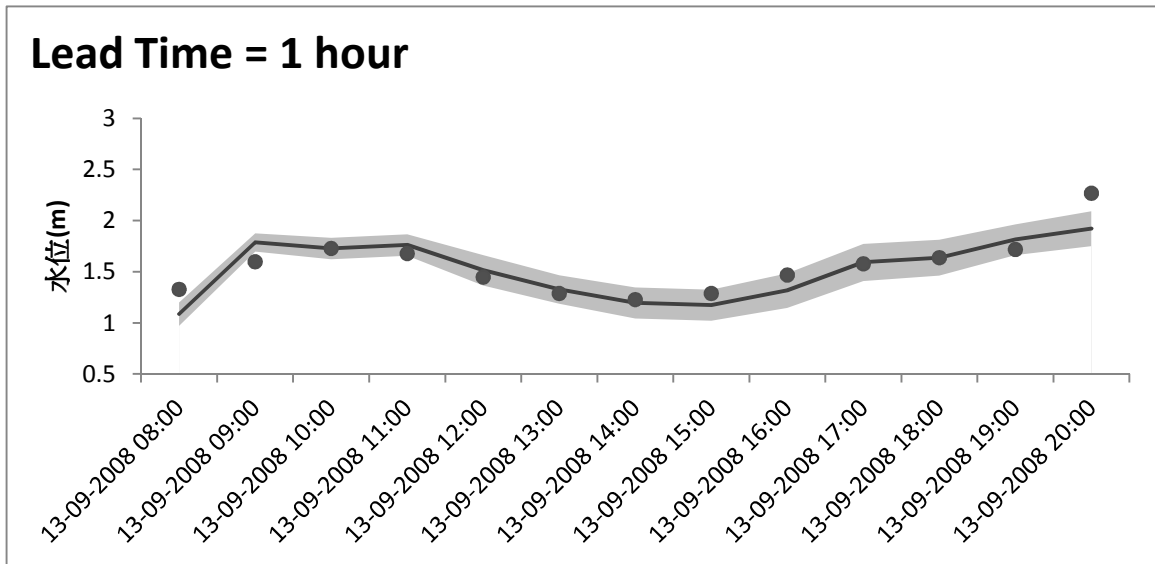
●實測水位 —預報水位 95%信賴區間

圖 5.14 辛樂克颱風中正橋預報 1 至 3 小時水位歷線



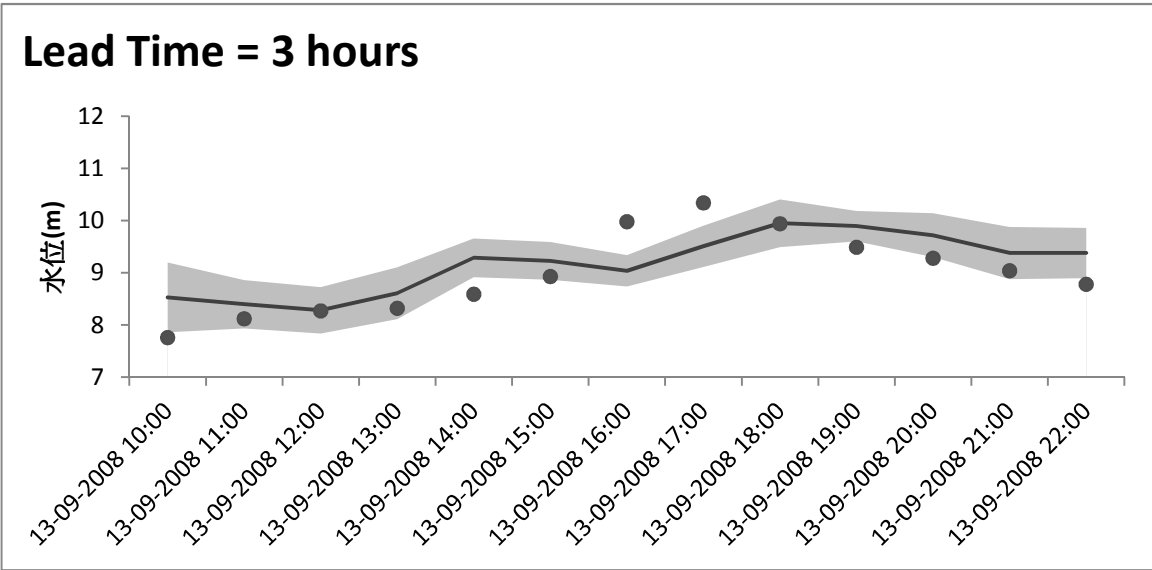
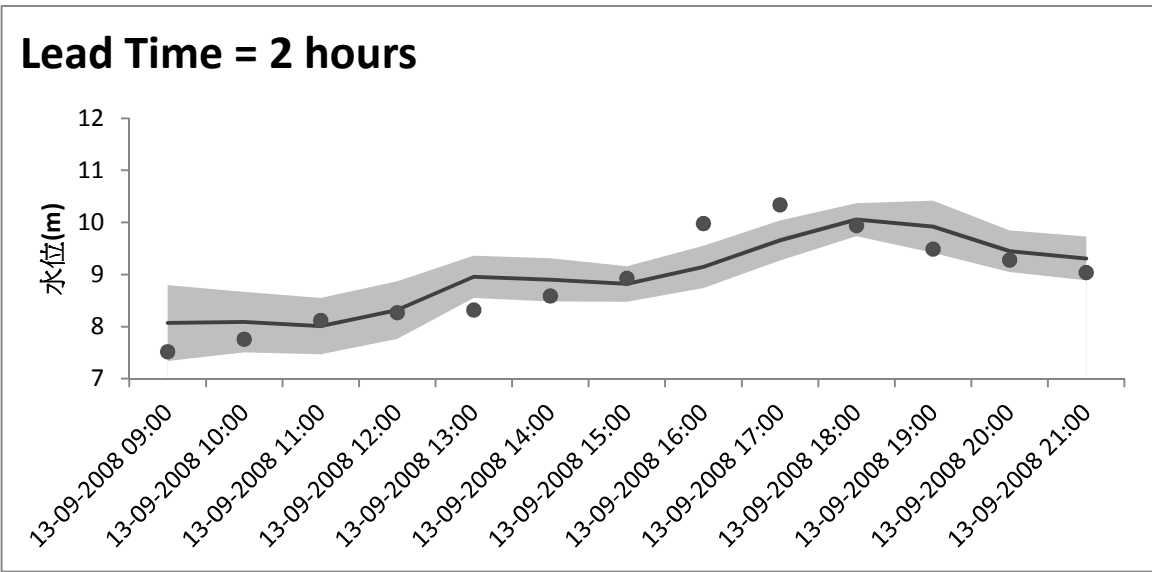
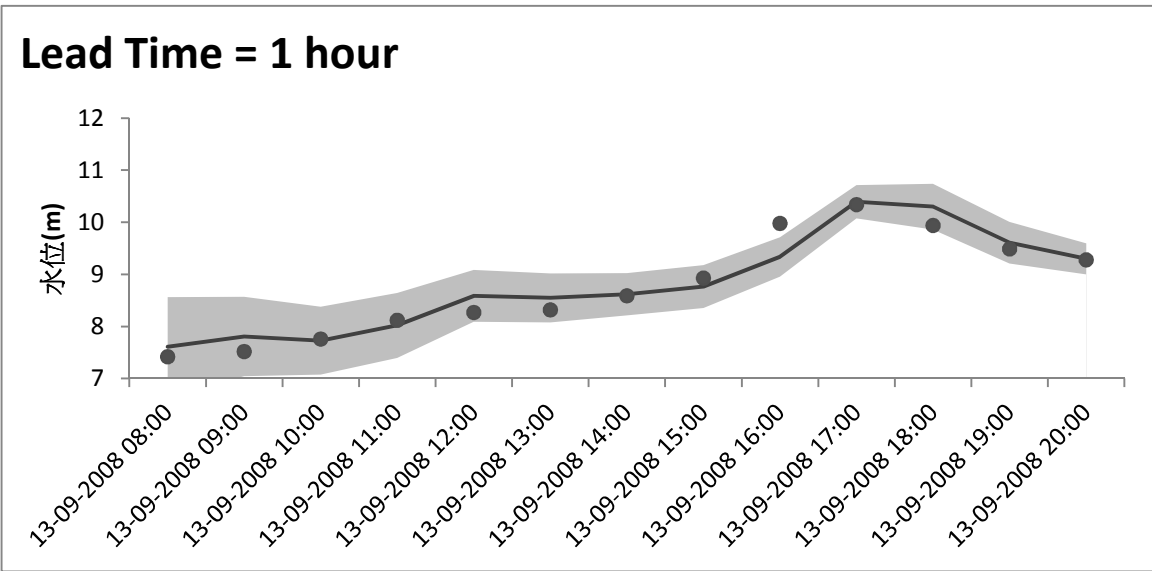
●實測水位 —預報水位 95%信賴區間

圖 5.15 辛樂克颱風臺北橋預報 1 至 3 小時水位歷線



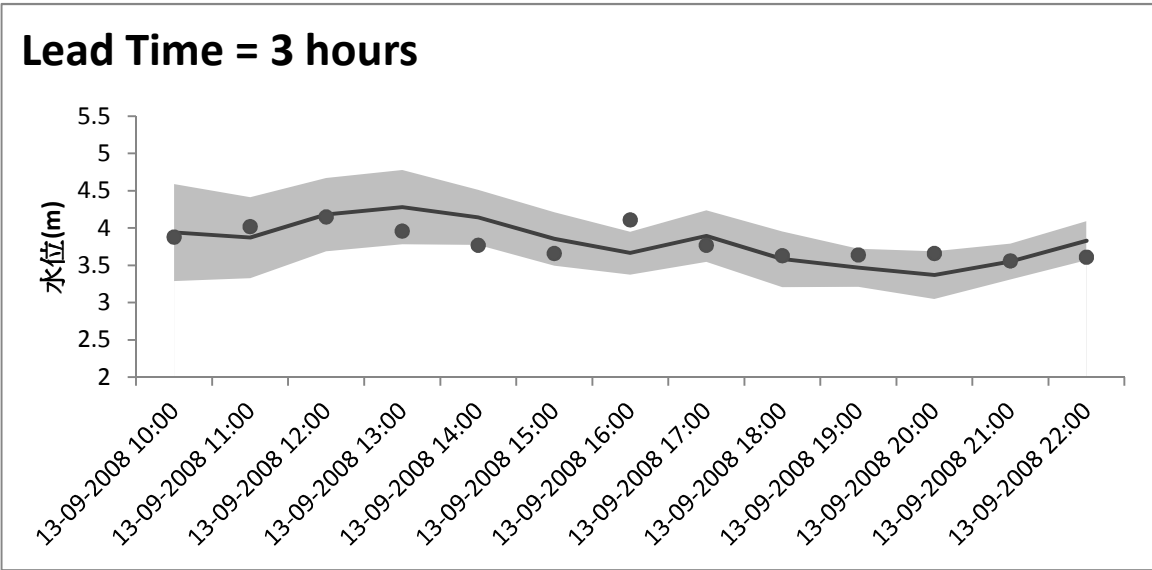
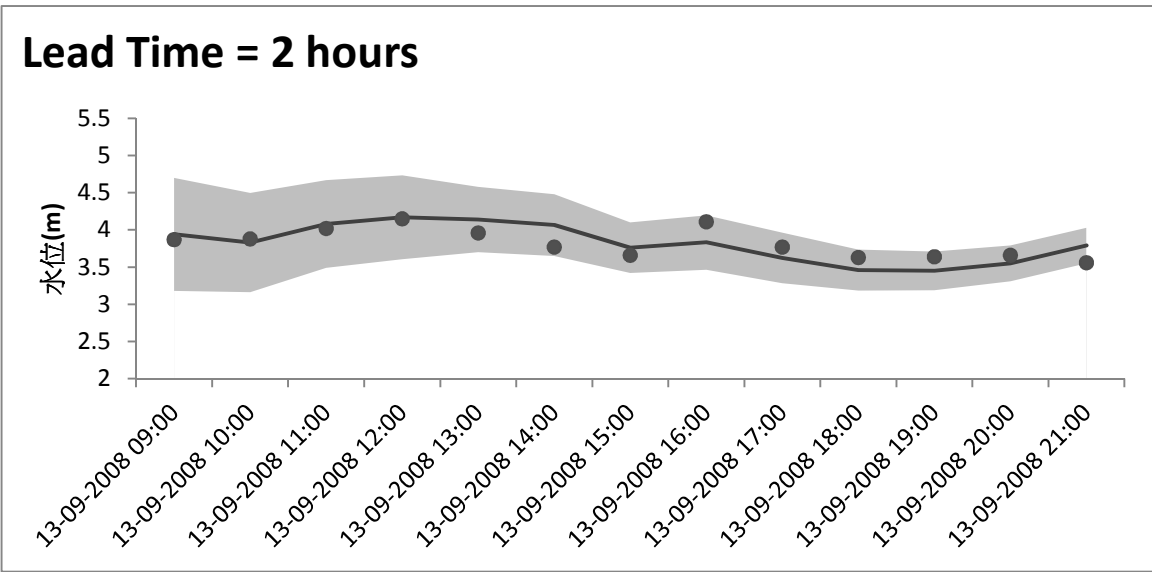
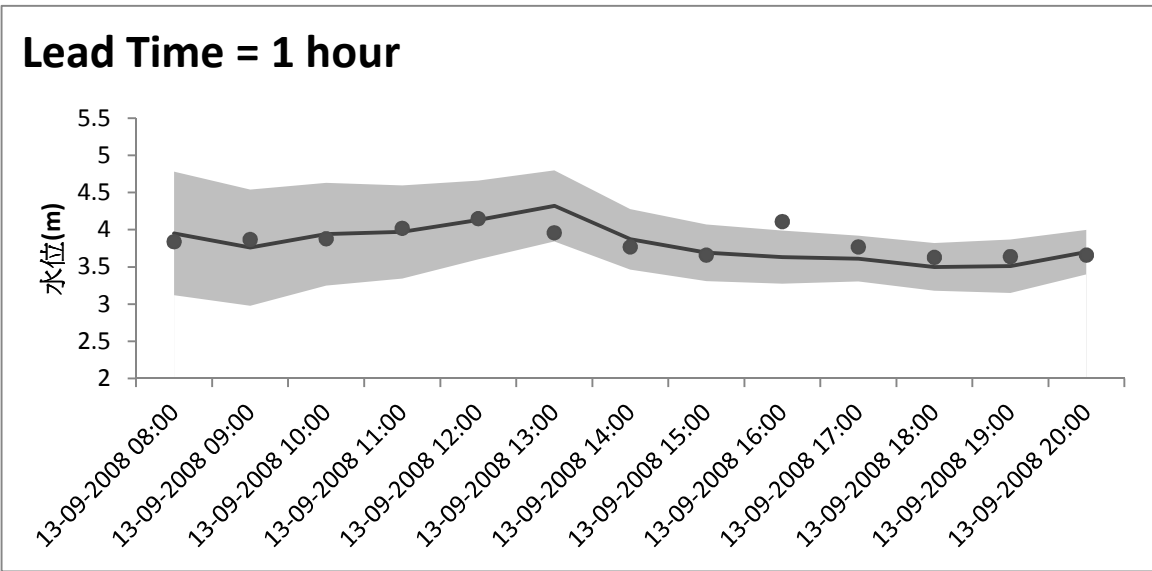
●實測水位 —預報水位 95%信賴區間

圖 5.16 辛樂克颱風獅子頭預報 1 至 3 小時水位歷線



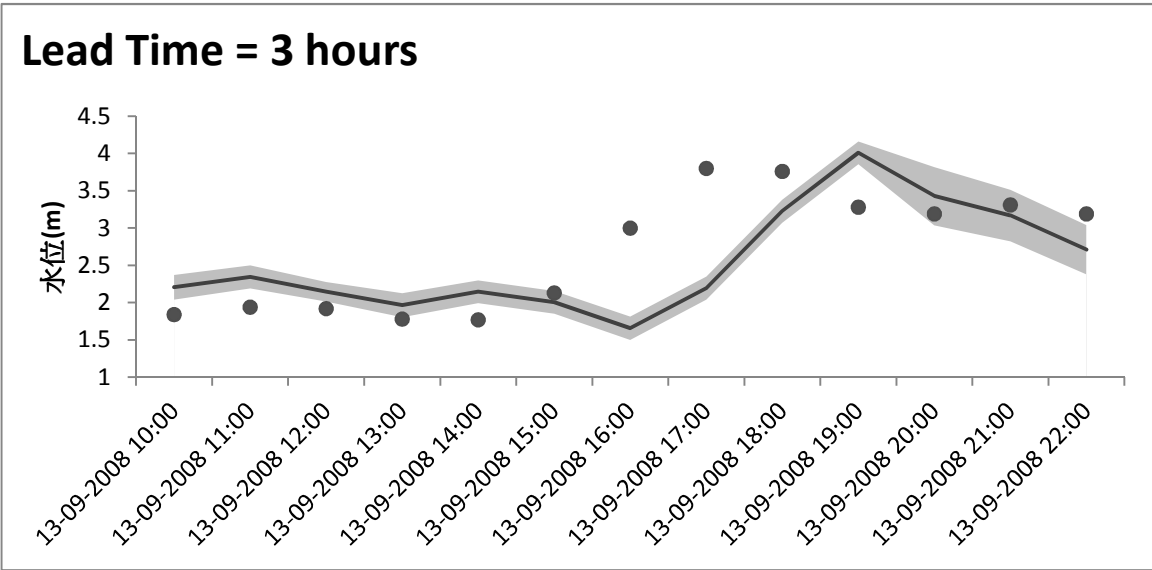
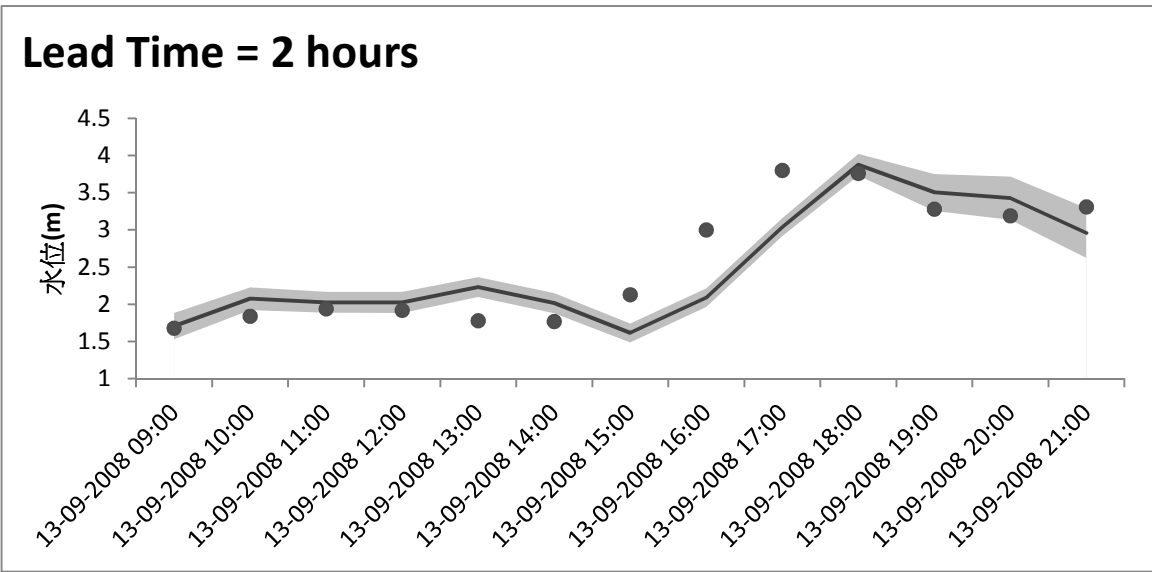
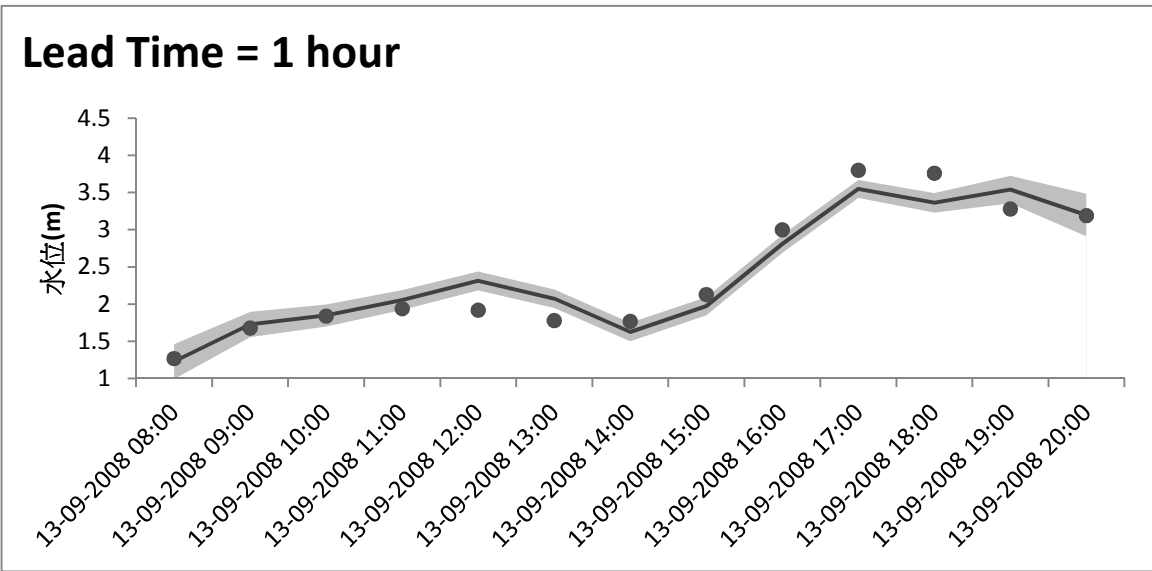
●實測水位 —預報水位 95%信賴區間

圖 5.17 辛樂克颱風五堵預報 1 至 3 小時水位歷線



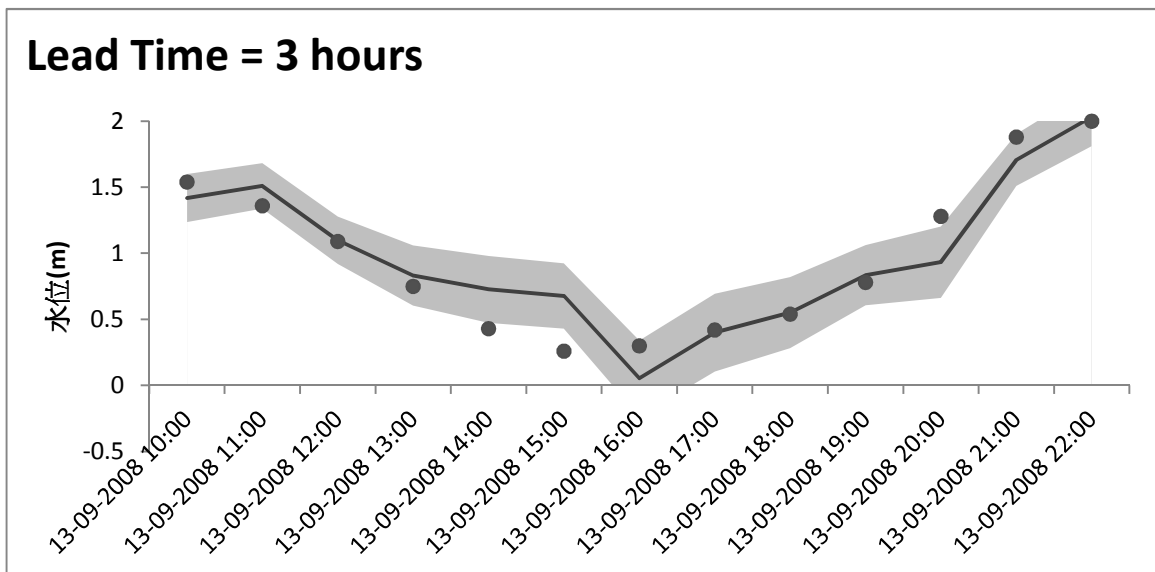
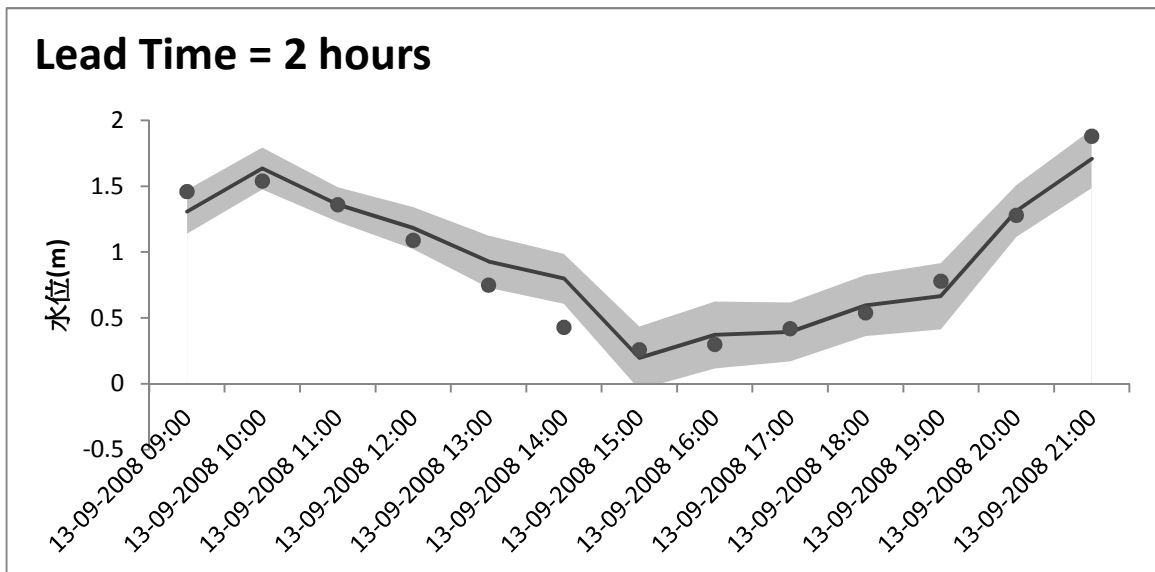
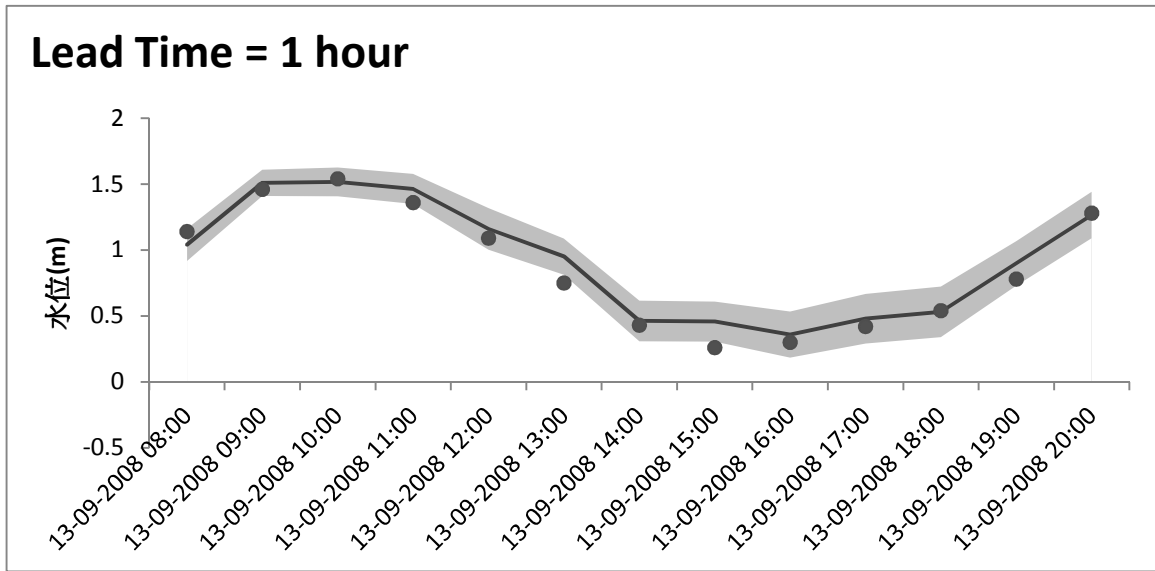
●實測水位 —預報水位 95%信賴區間

圖 5.18 辛樂克颱風長安橋預報 1 至 3 小時水位歷線



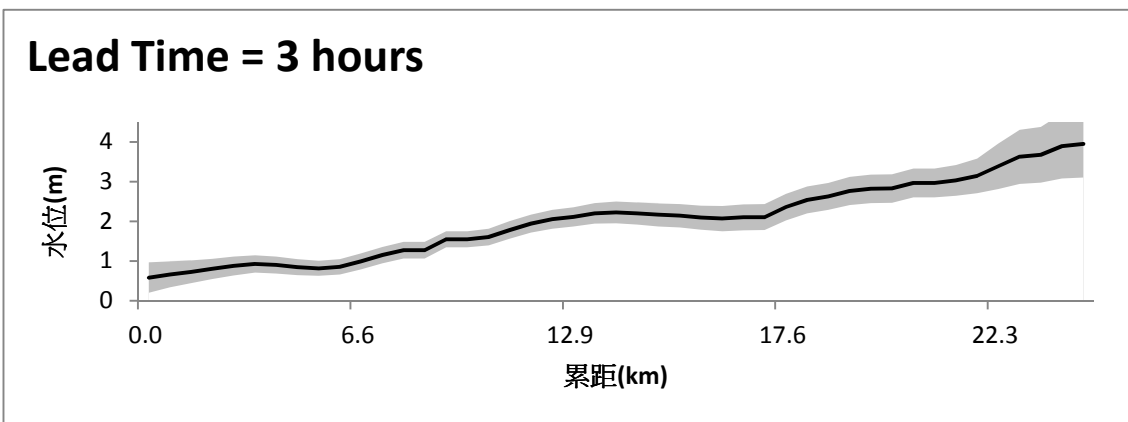
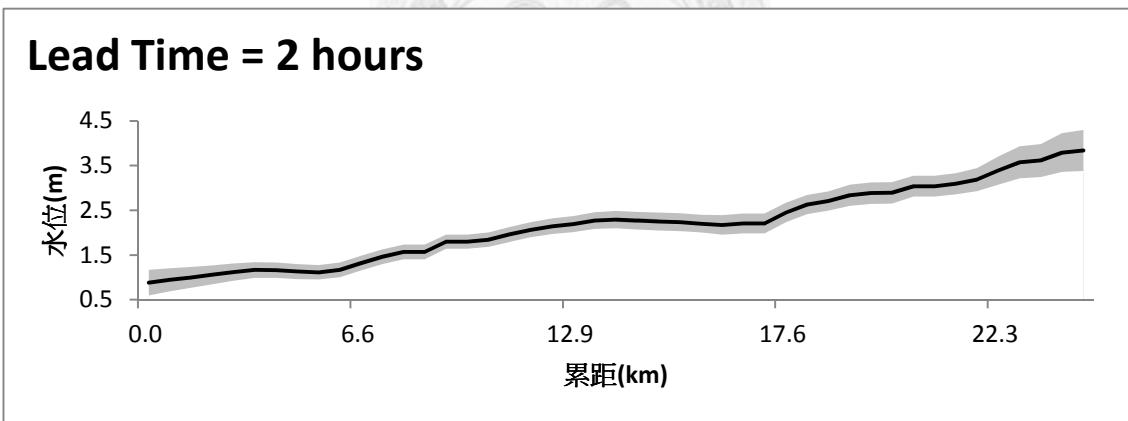
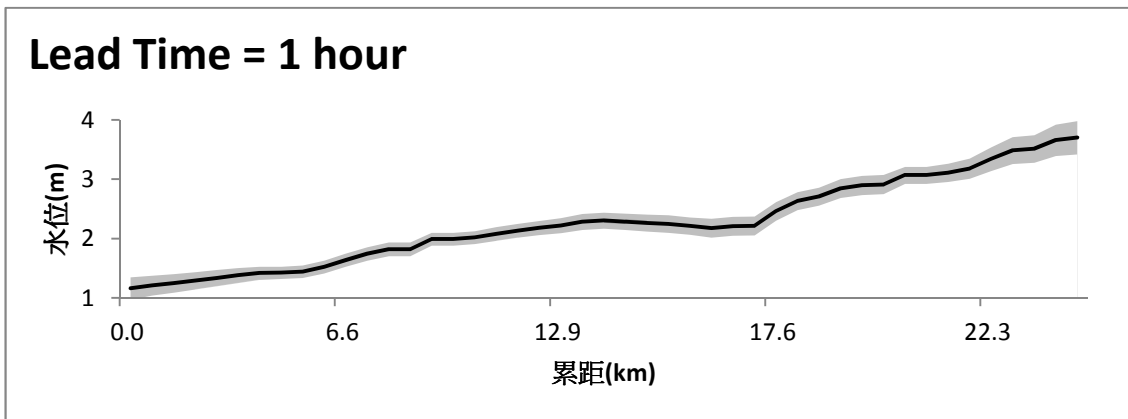
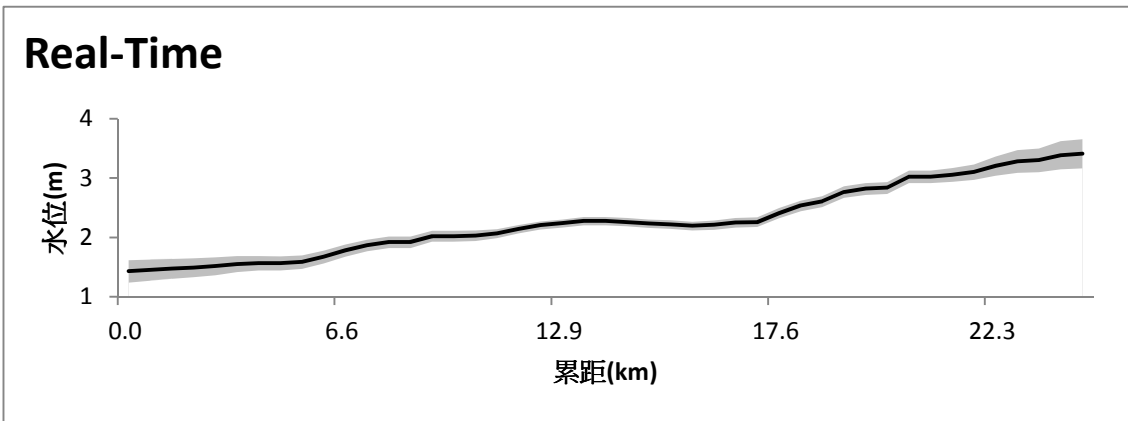
●實測水位 —預報水位 95%信賴區間

圖 5.19 辛樂克颱風大直橋預報 1 至 3 小時水位歷線



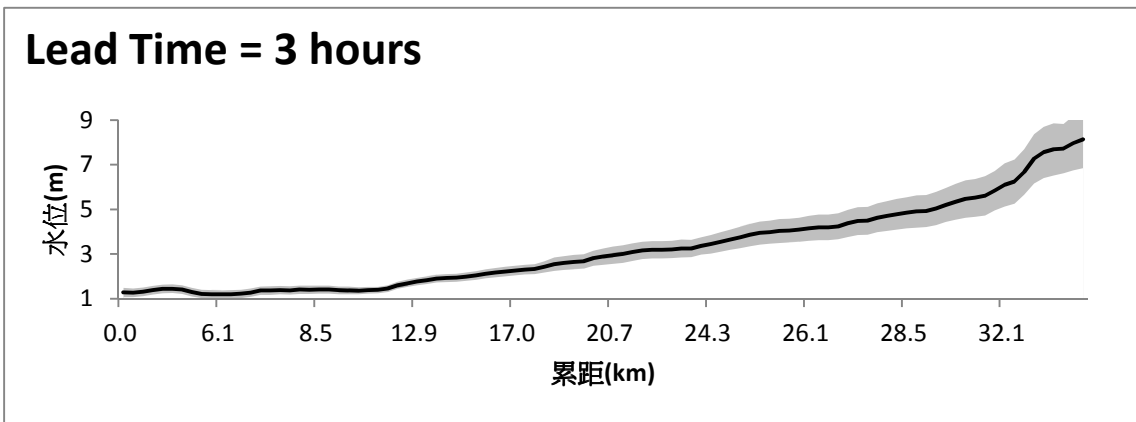
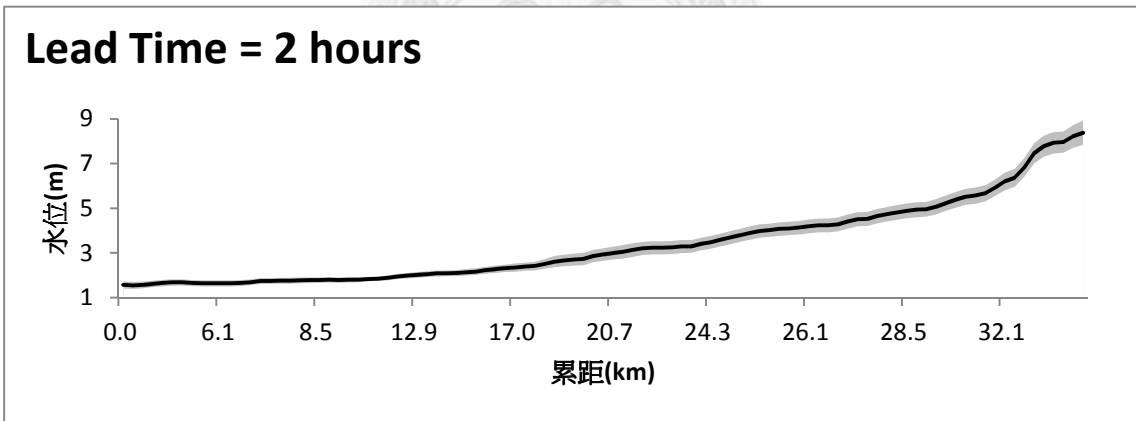
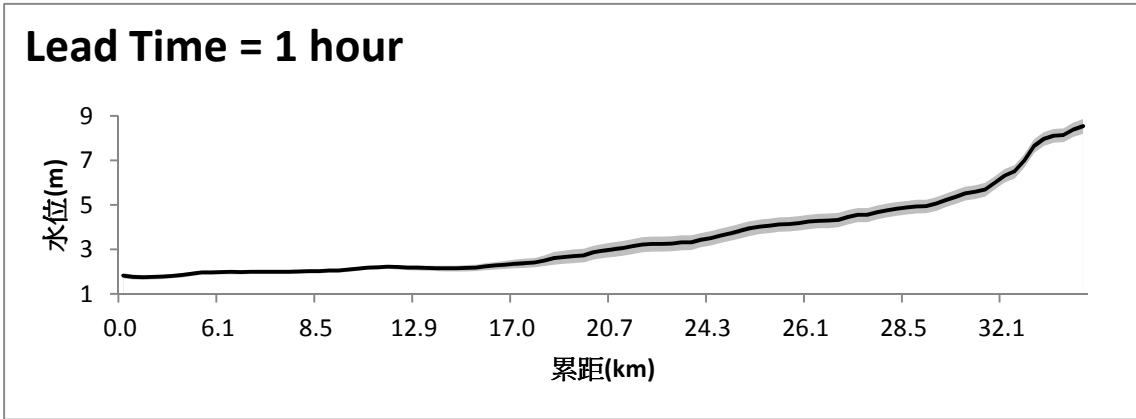
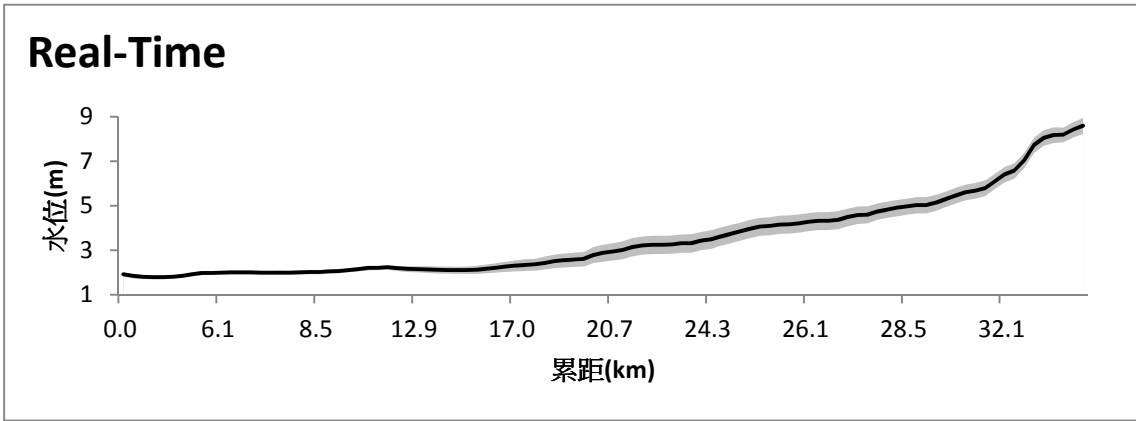
●實測水位 —預報水位 95%信賴區間

圖 5.20 辛樂克颱風土地公鼻預報 1 至 3 小時水位歷線



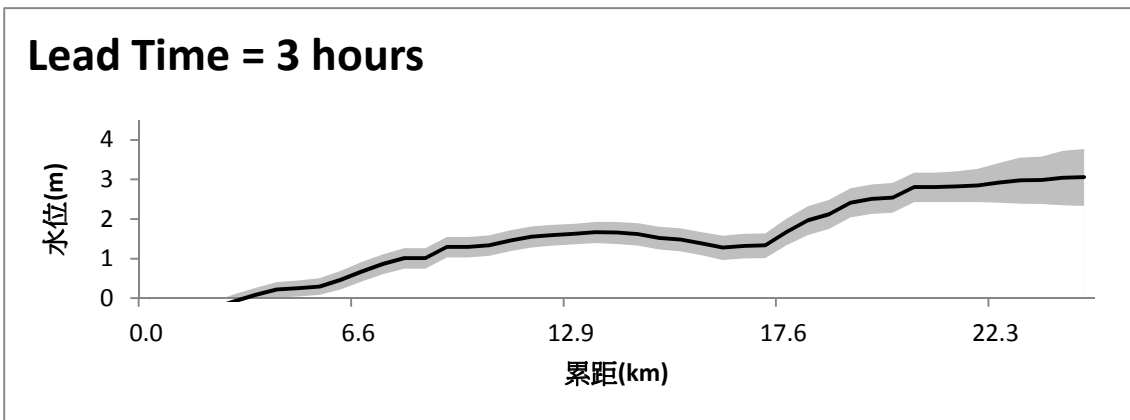
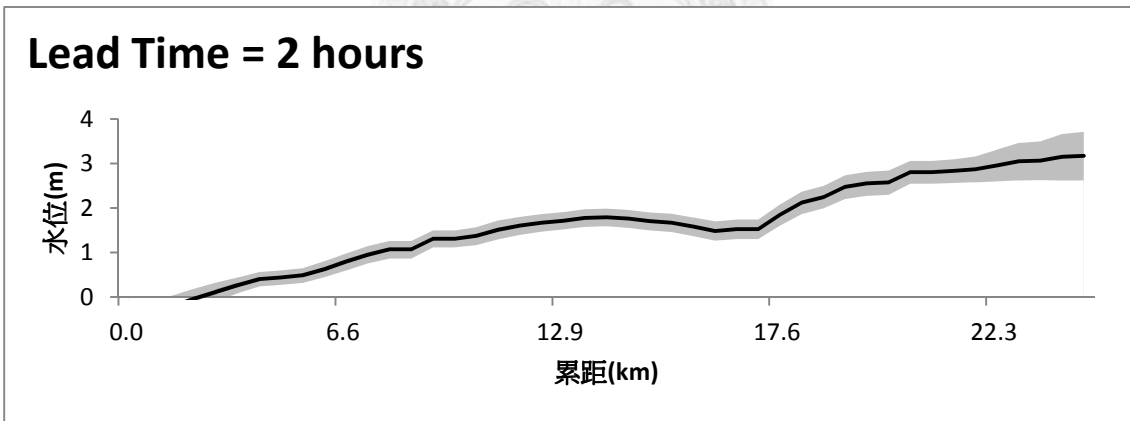
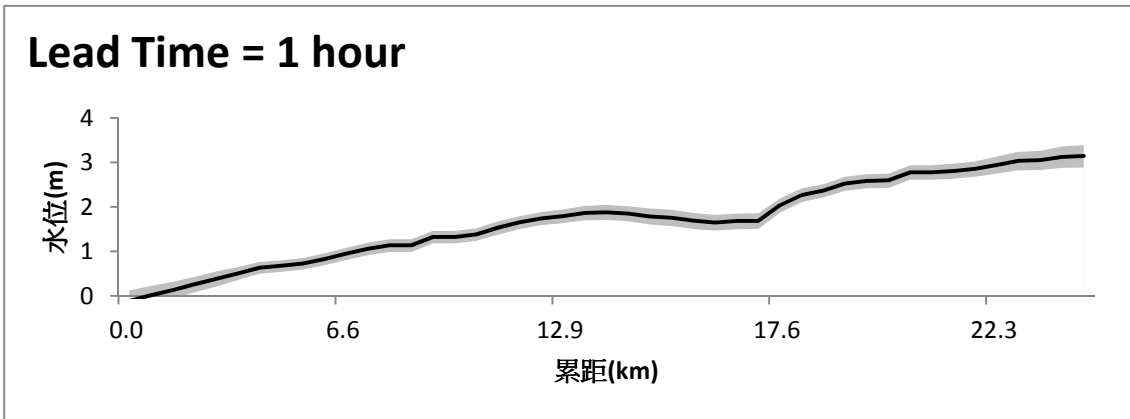
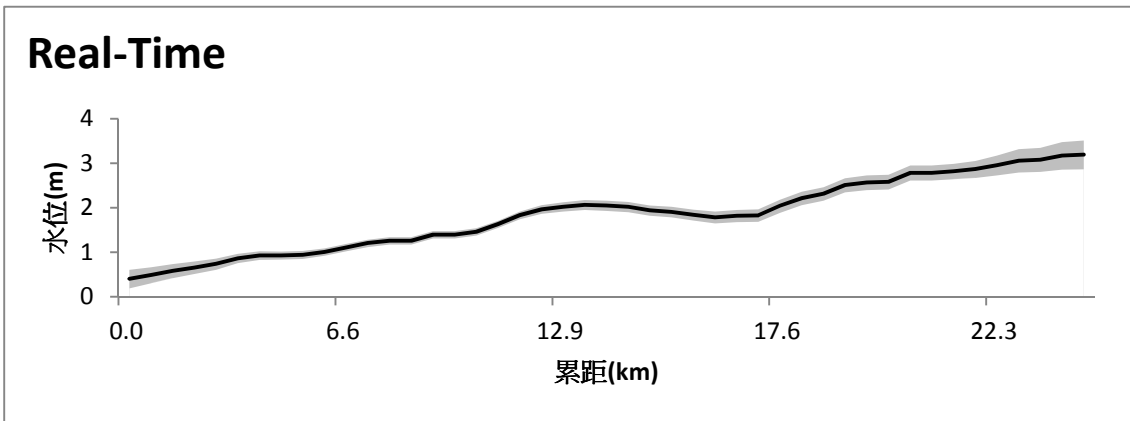
—預報水位 95%信賴區間

圖 5.21 韋帕颱風淡水河水位剖線



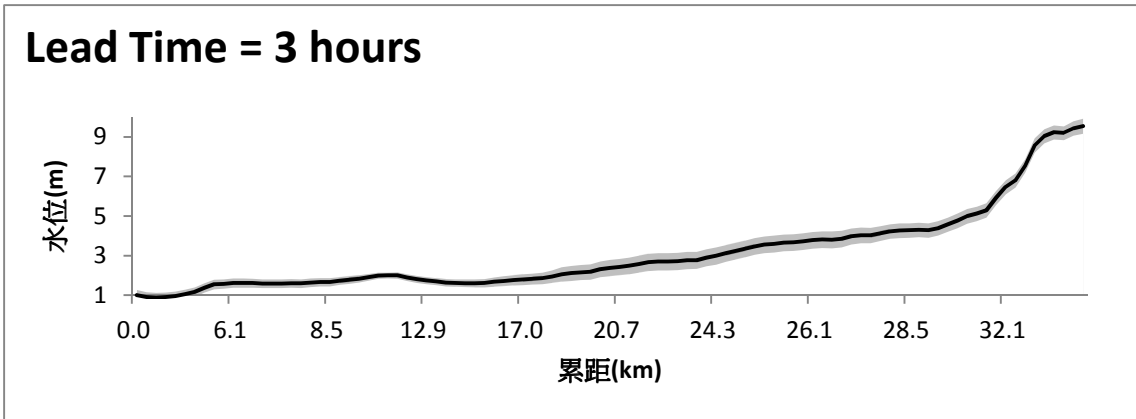
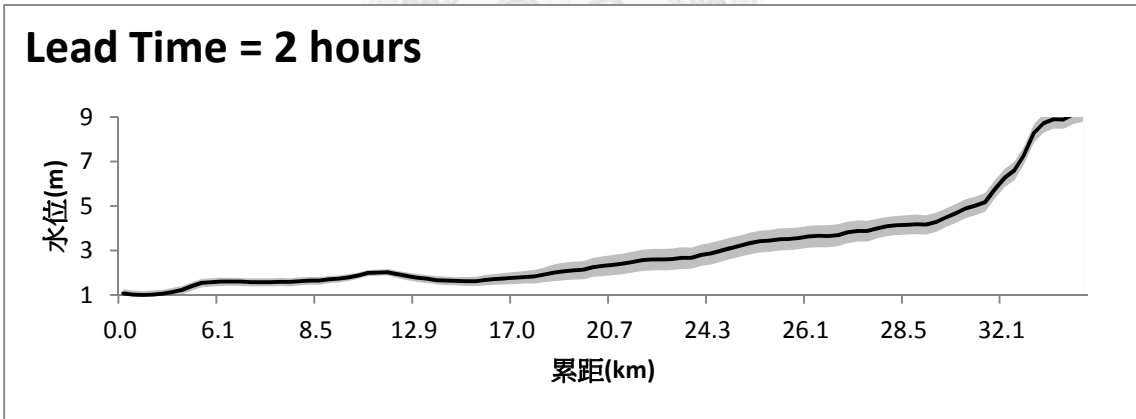
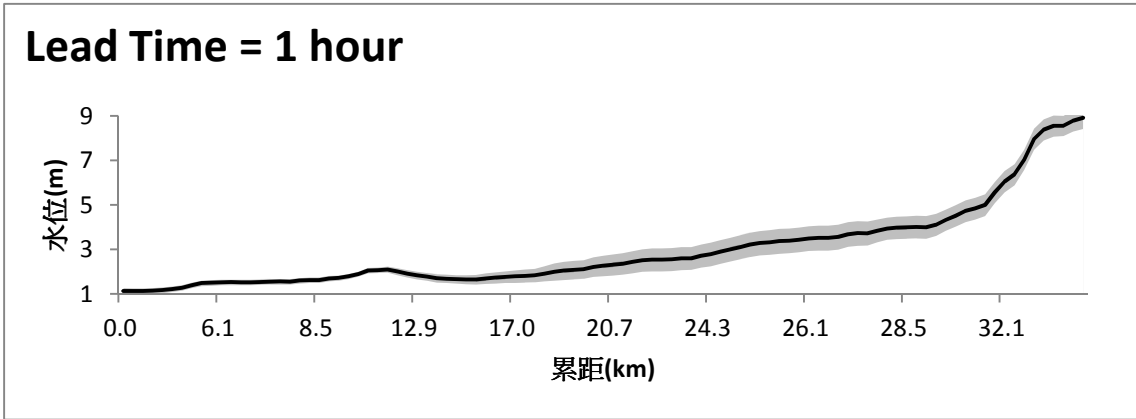
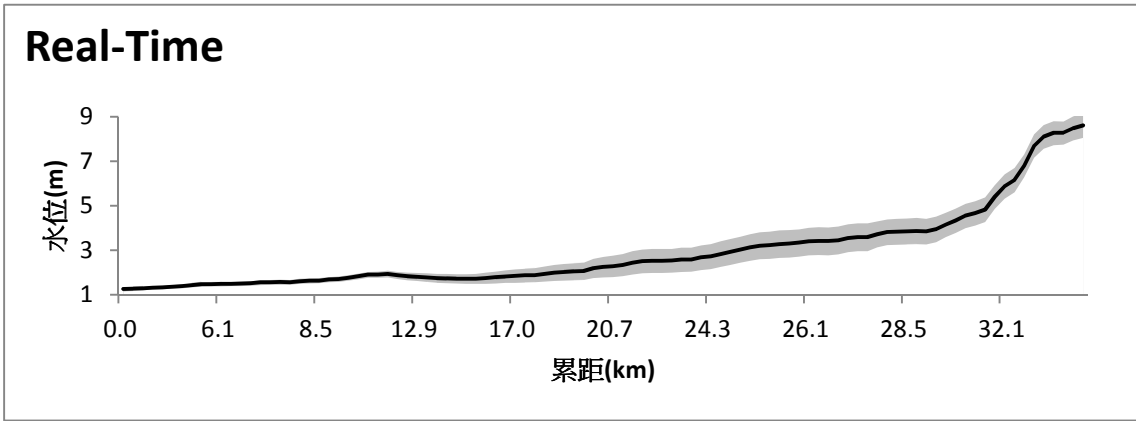
— 預報水位 95% 信賴區間

圖 5.22 韋帕颱風基隆河水位剖線

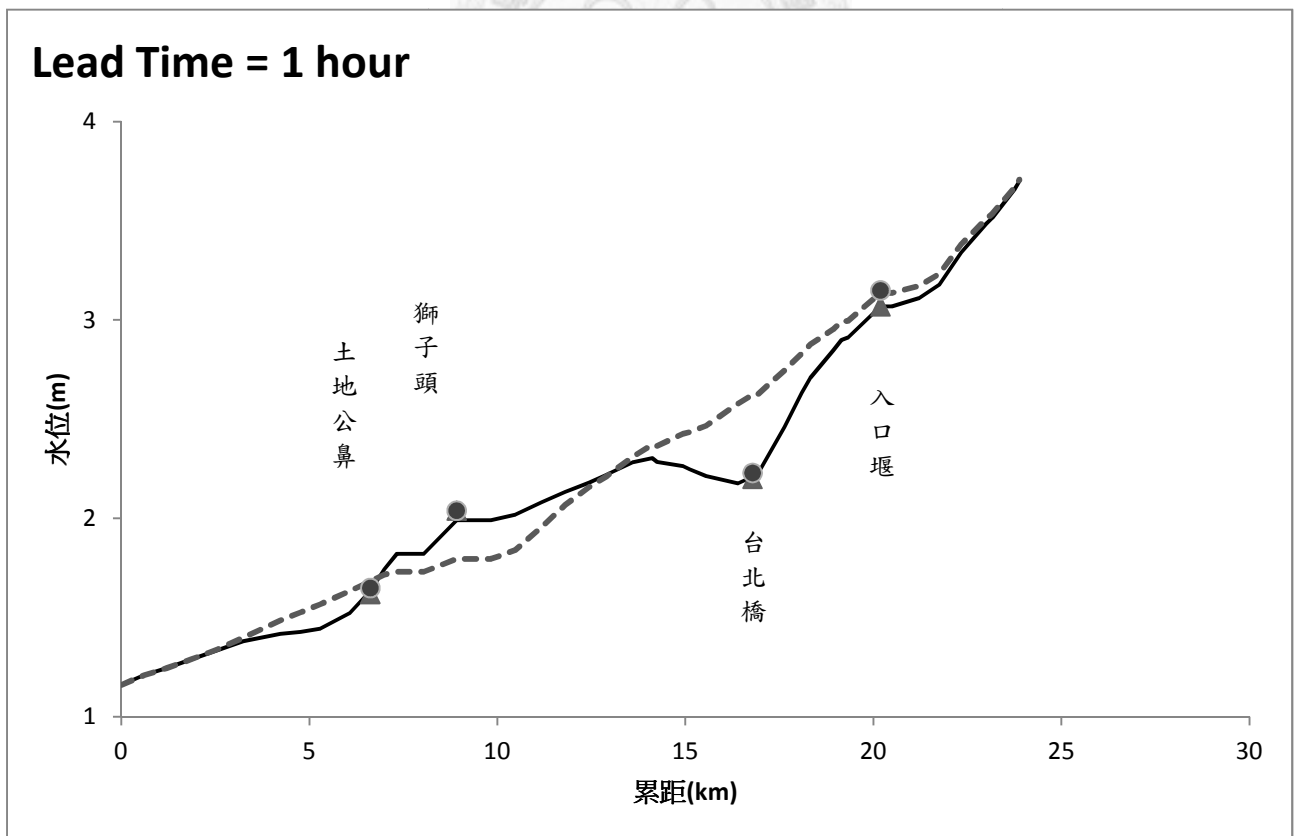
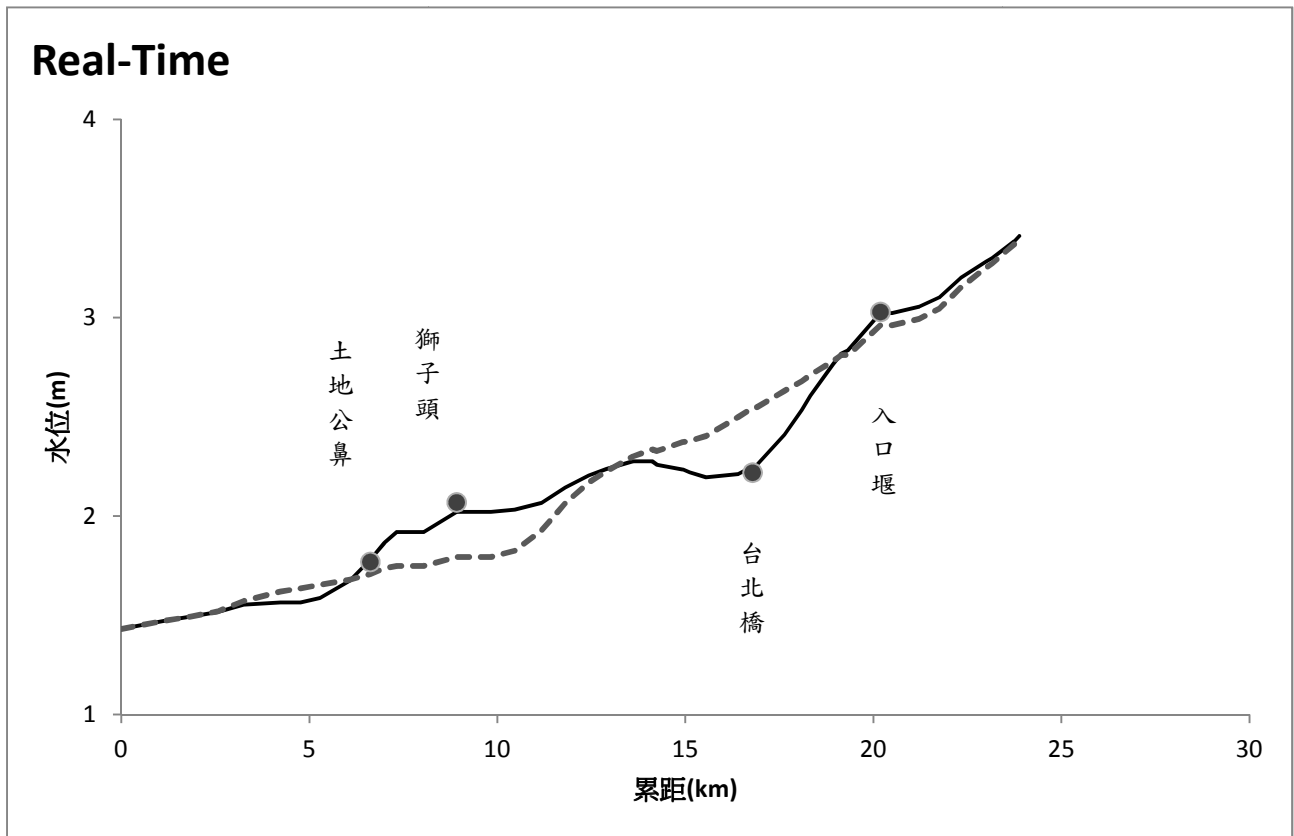


— 預報水位 95% 信賴區間

圖 5.23 辛樂克颱風淡水河水位剖線

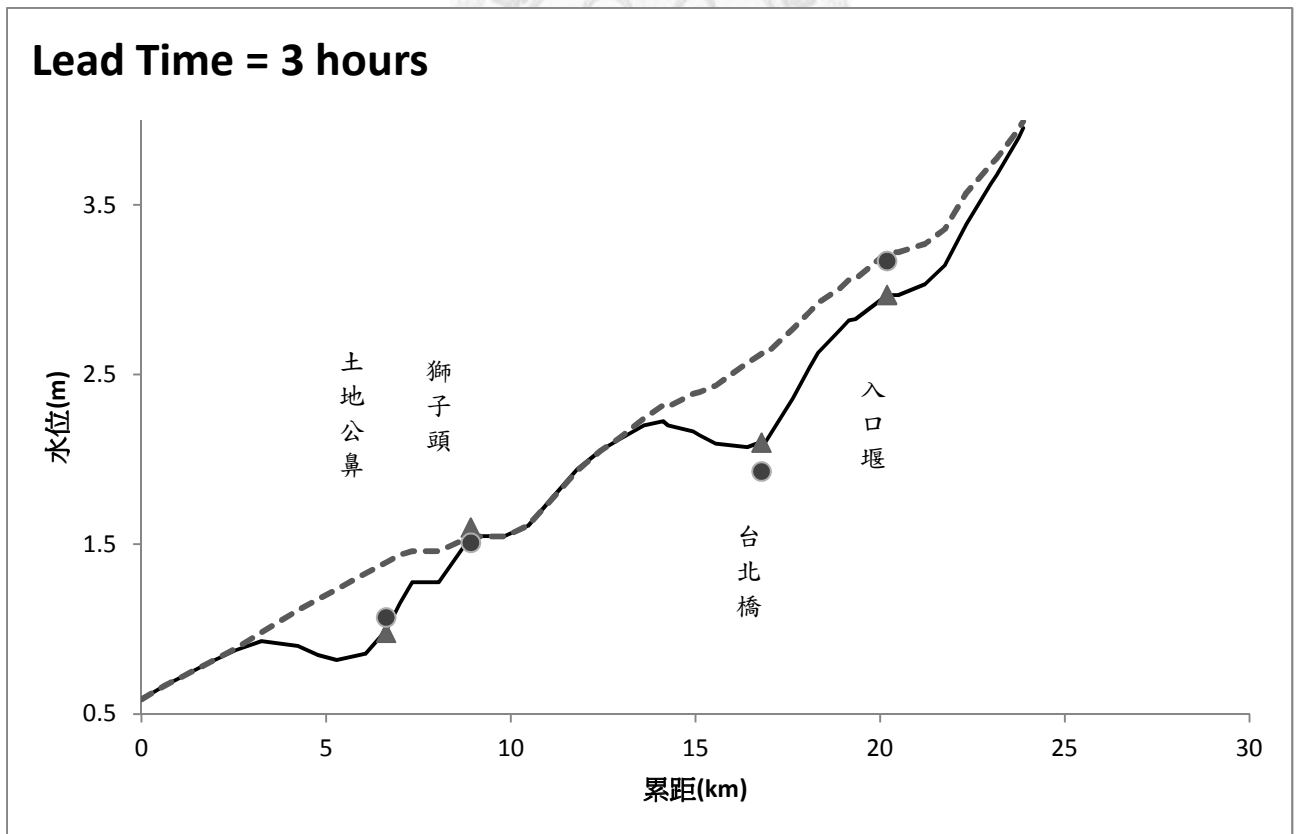
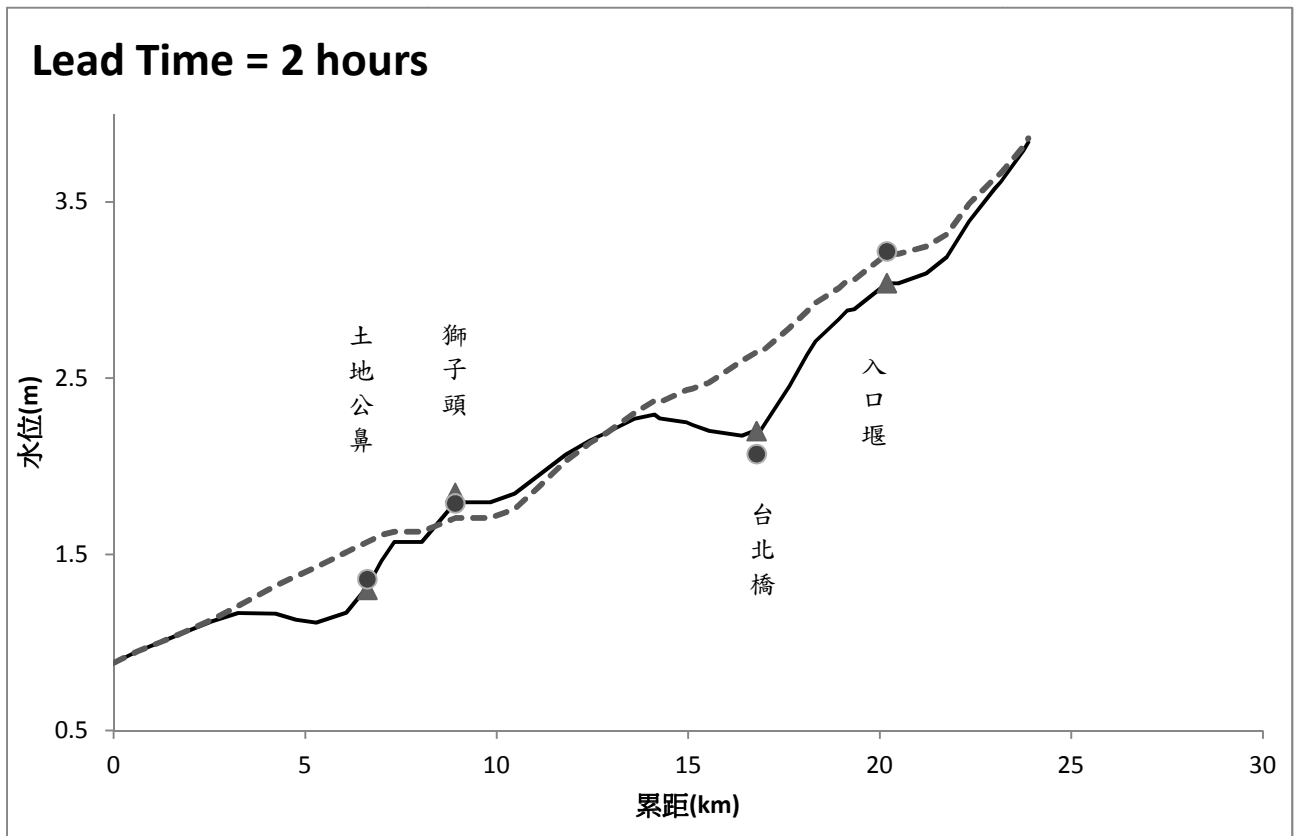


— 預報水位 95% 信賴區間
 圖 5.24 辛樂克颱風基隆河水位剖線



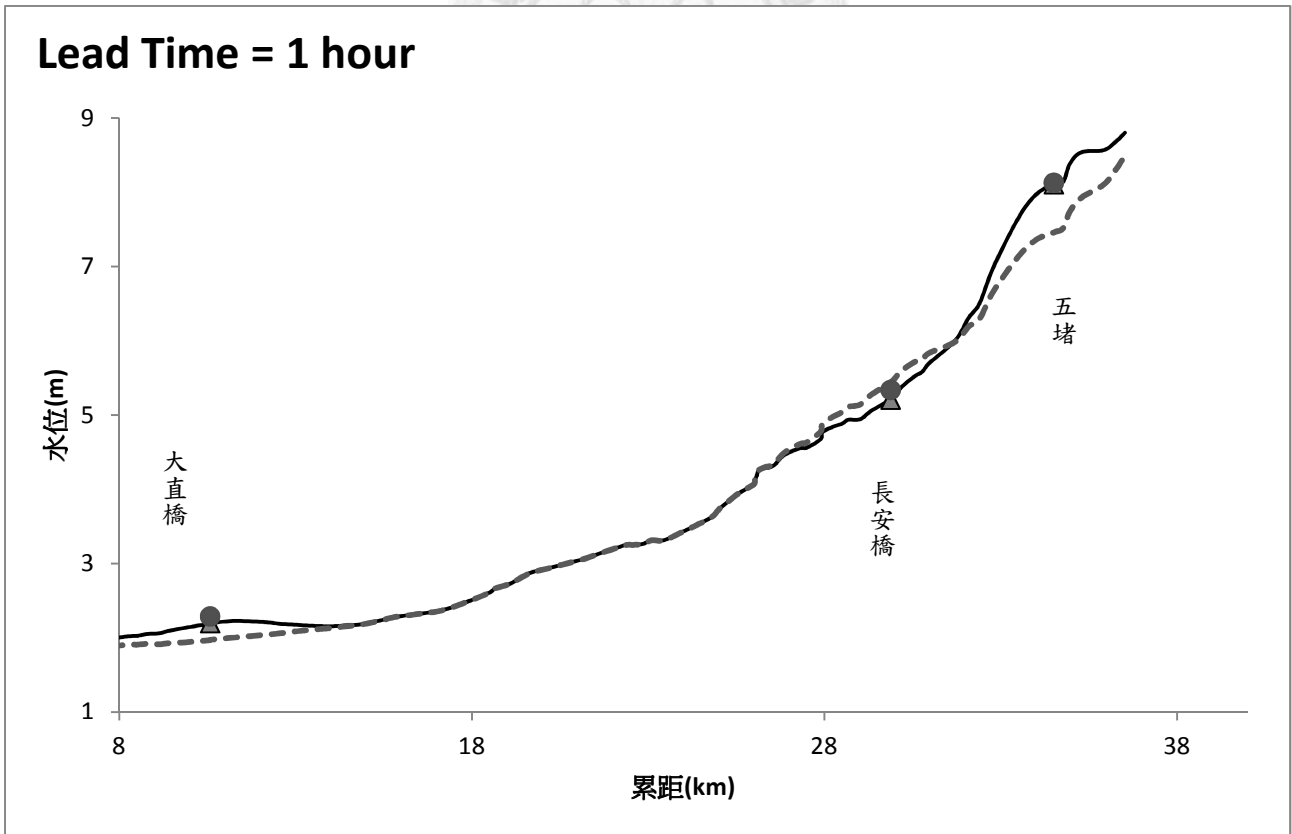
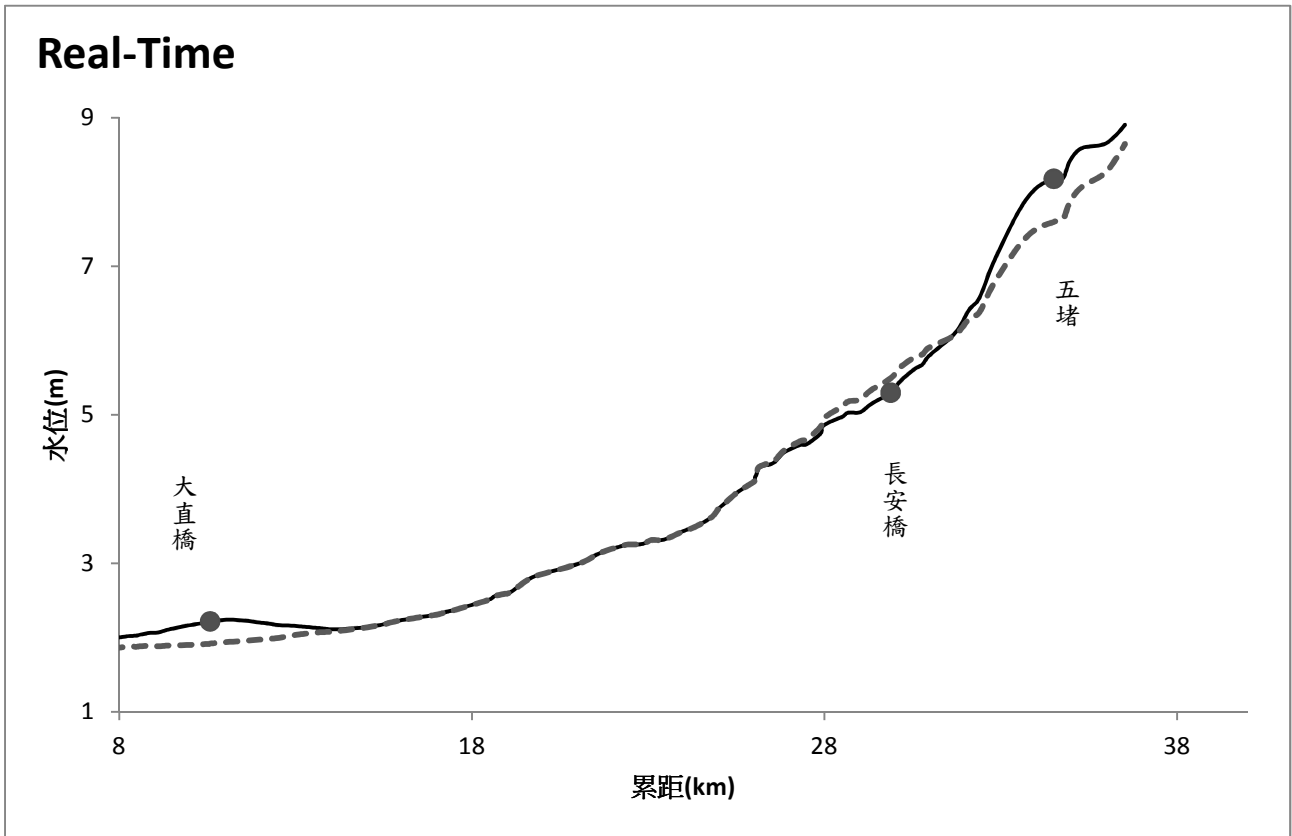
---修正前預報水位 —修正後預報水位 實測水位 ▲倒傳遞類神經網路預報水位

圖 5.25 韋帕颱風淡水河系集卡門濾波修正前後比較



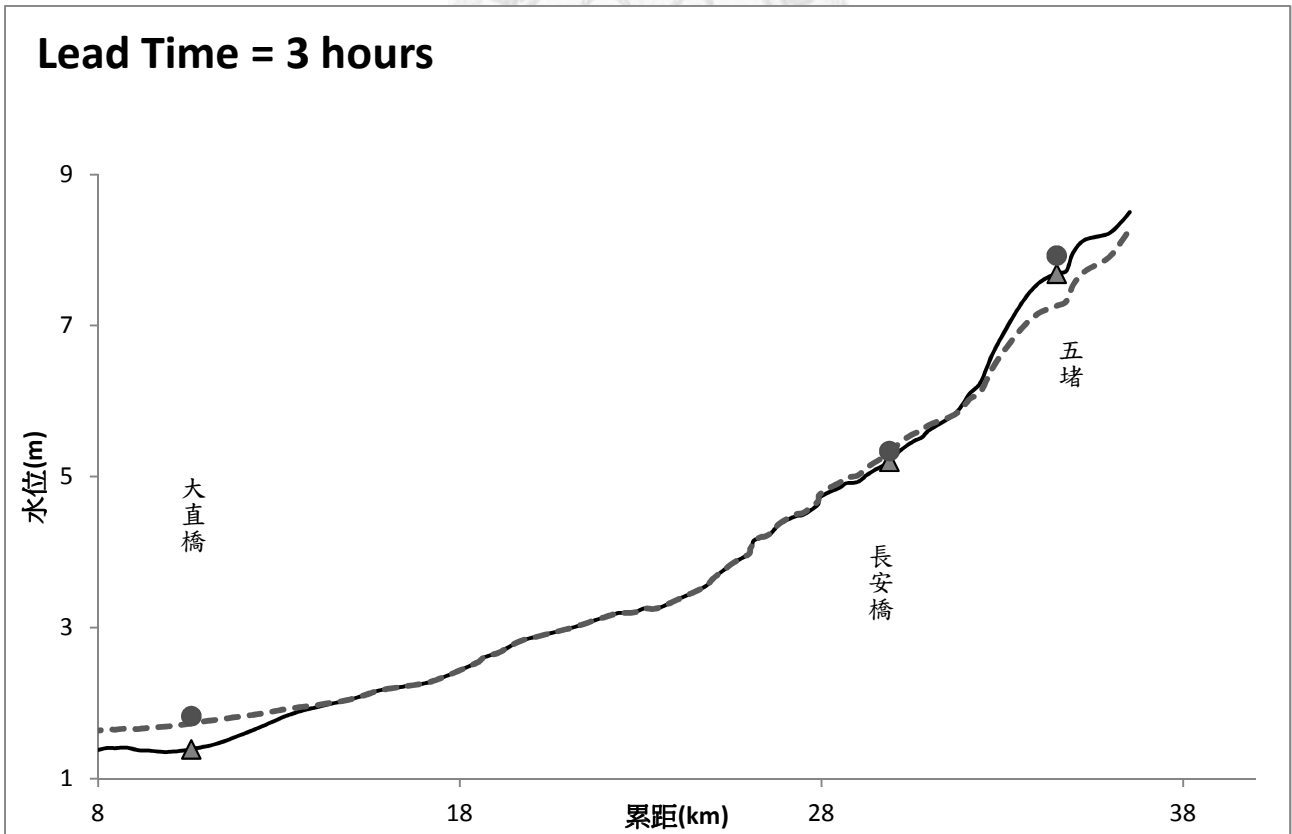
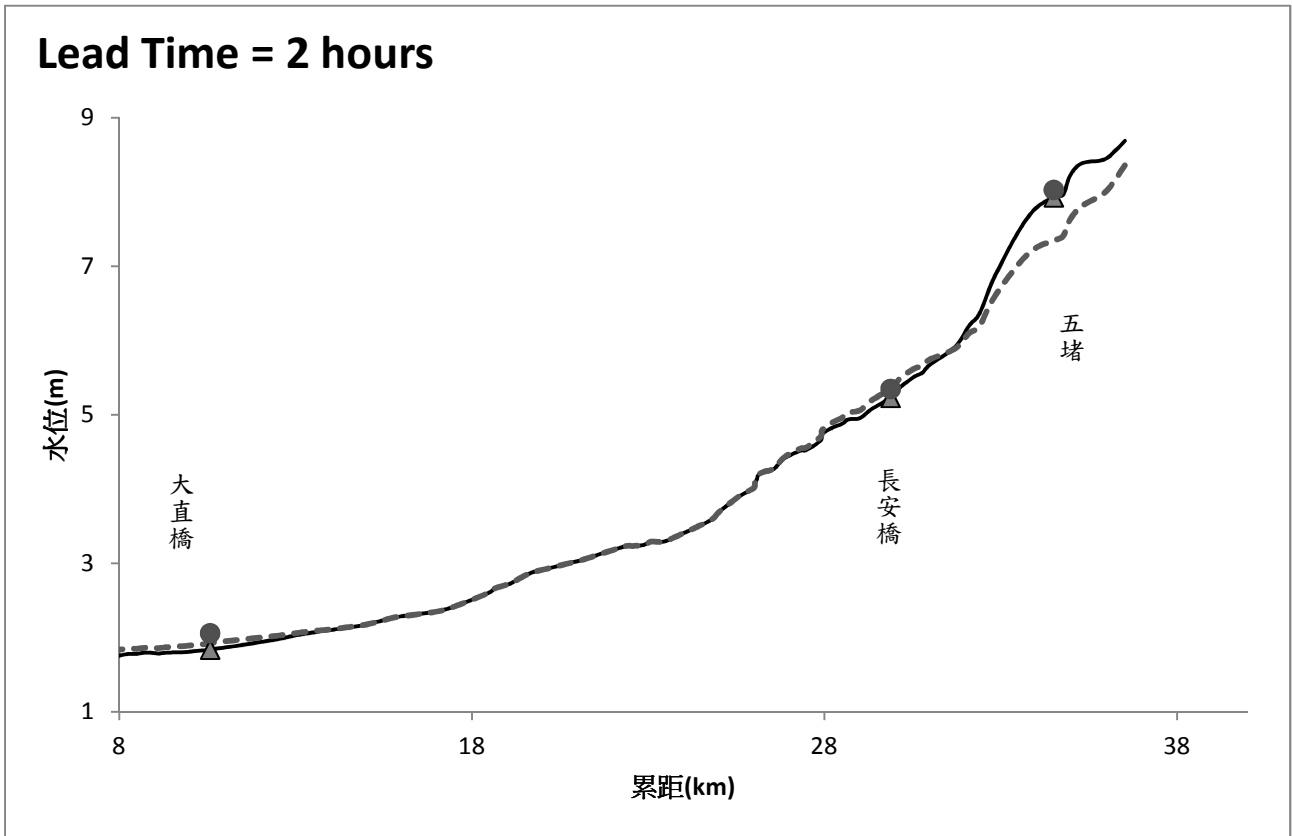
---修正前預報水位 —修正後預報水位 實測水位 ▲倒傳遞類神經網路預報水位

圖 5.25 韋帕颱風淡水河系集卡門濾波修正前後比較(續)



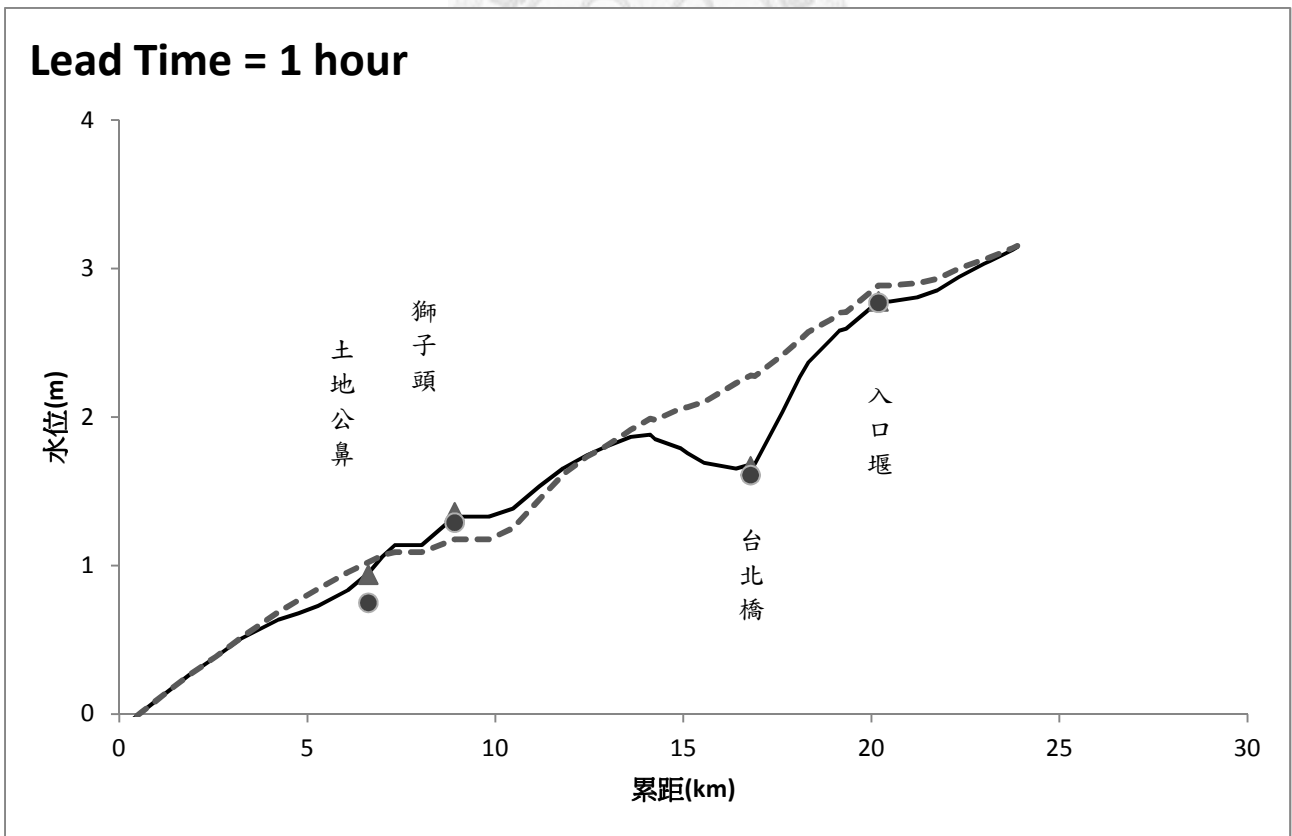
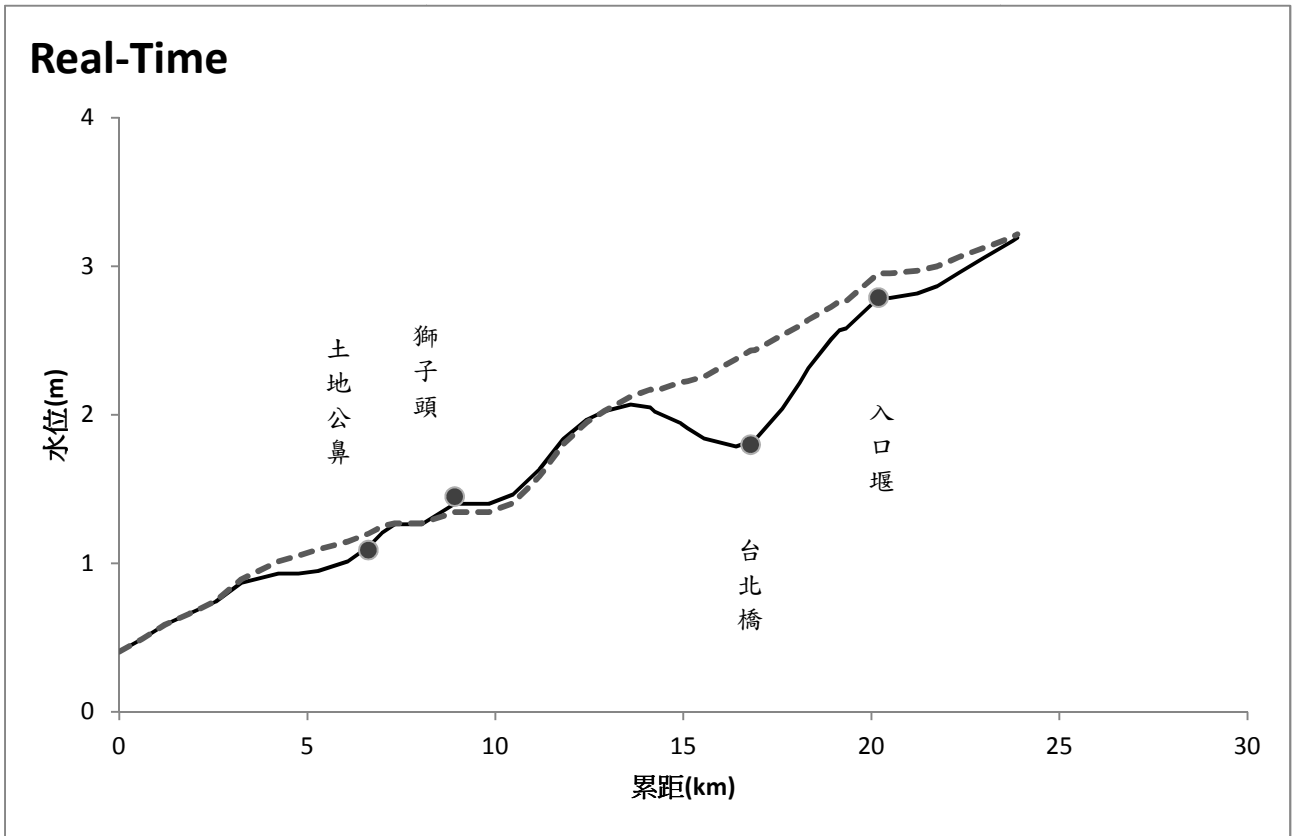
---修正前預報水位 —修正後預報水位 實測水位 ▲倒傳遞類神經網路預報水位

圖 5.26 韋帕颱風基隆河系集卡門濾波修正前後比較



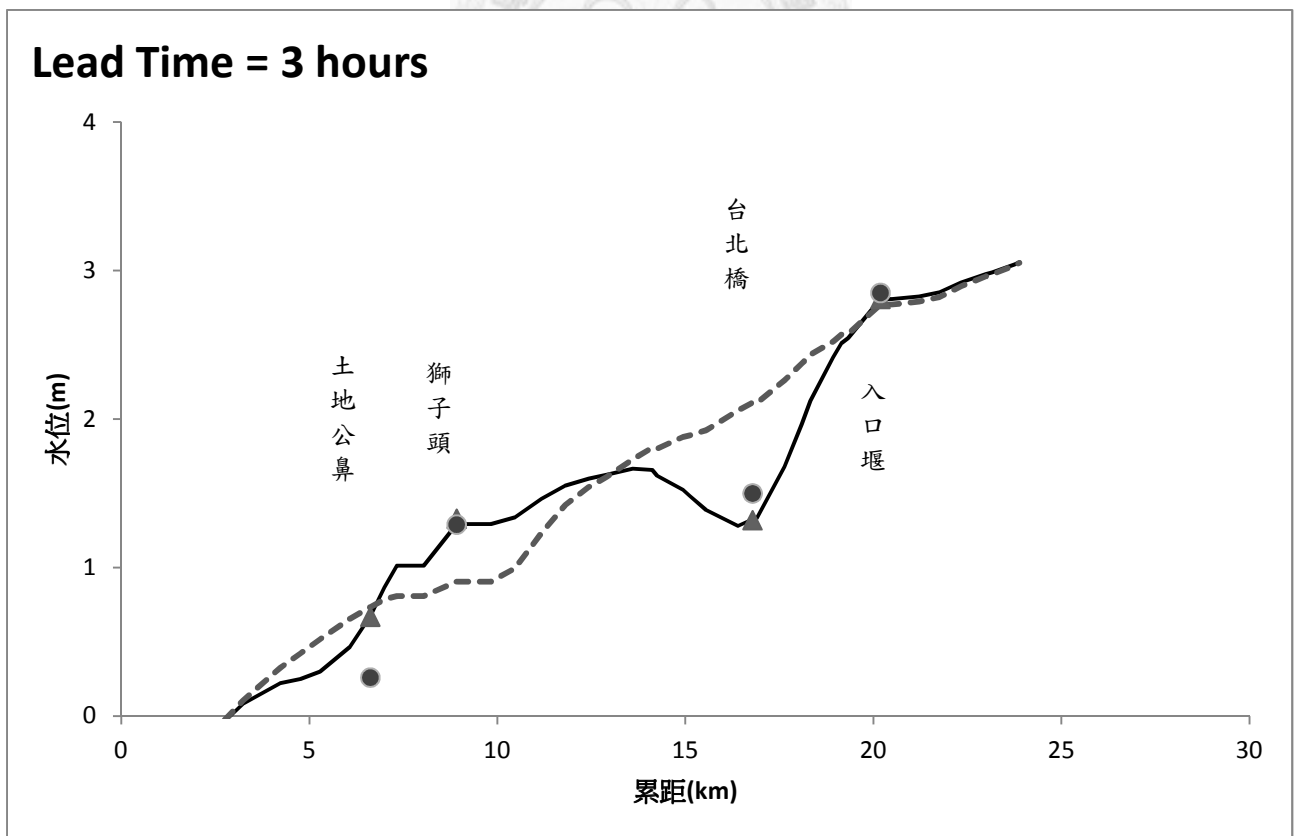
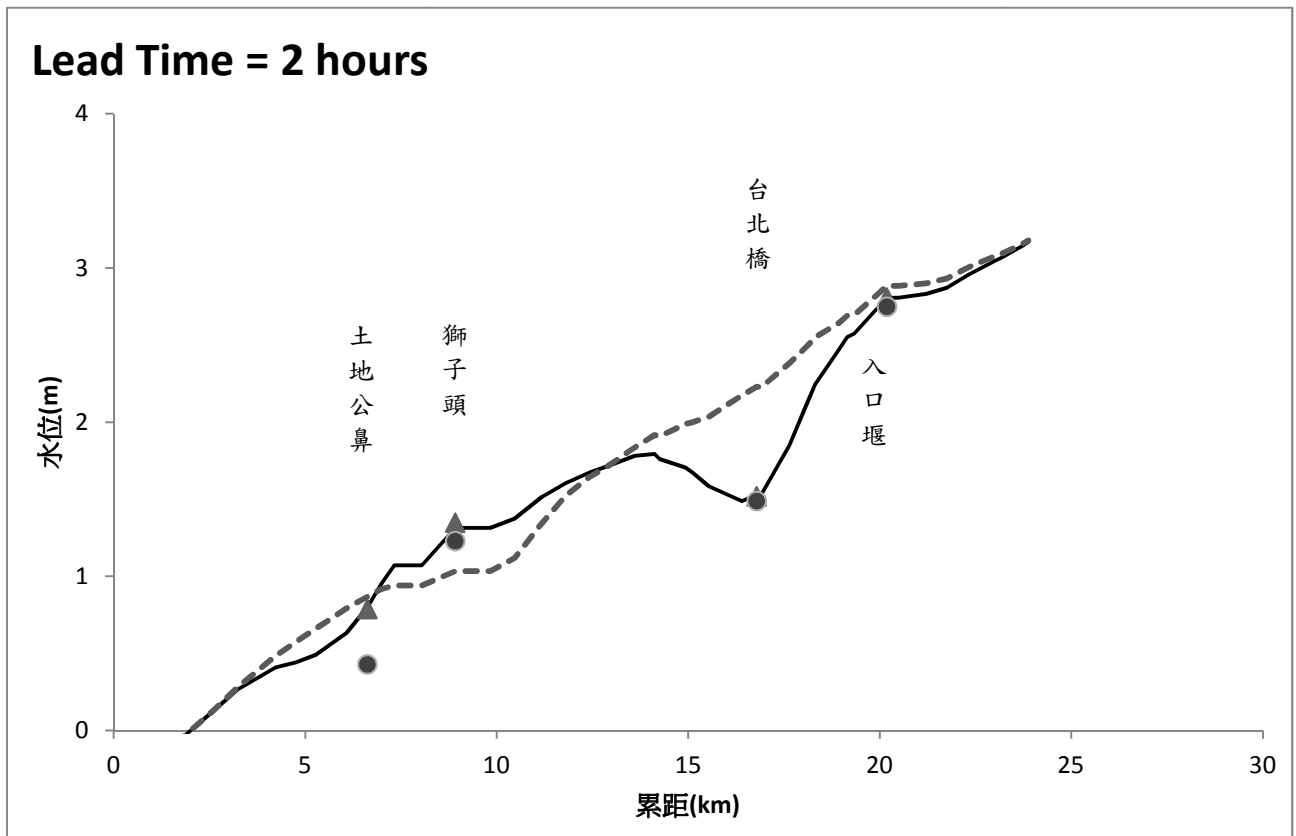
---修正前預報水位 —修正後預報水位 ●實測水位 ▲倒傳遞類神經網路預報水位

圖 5.26 韋帕颱風基隆河系集卡門濾波修正前後比較(續)



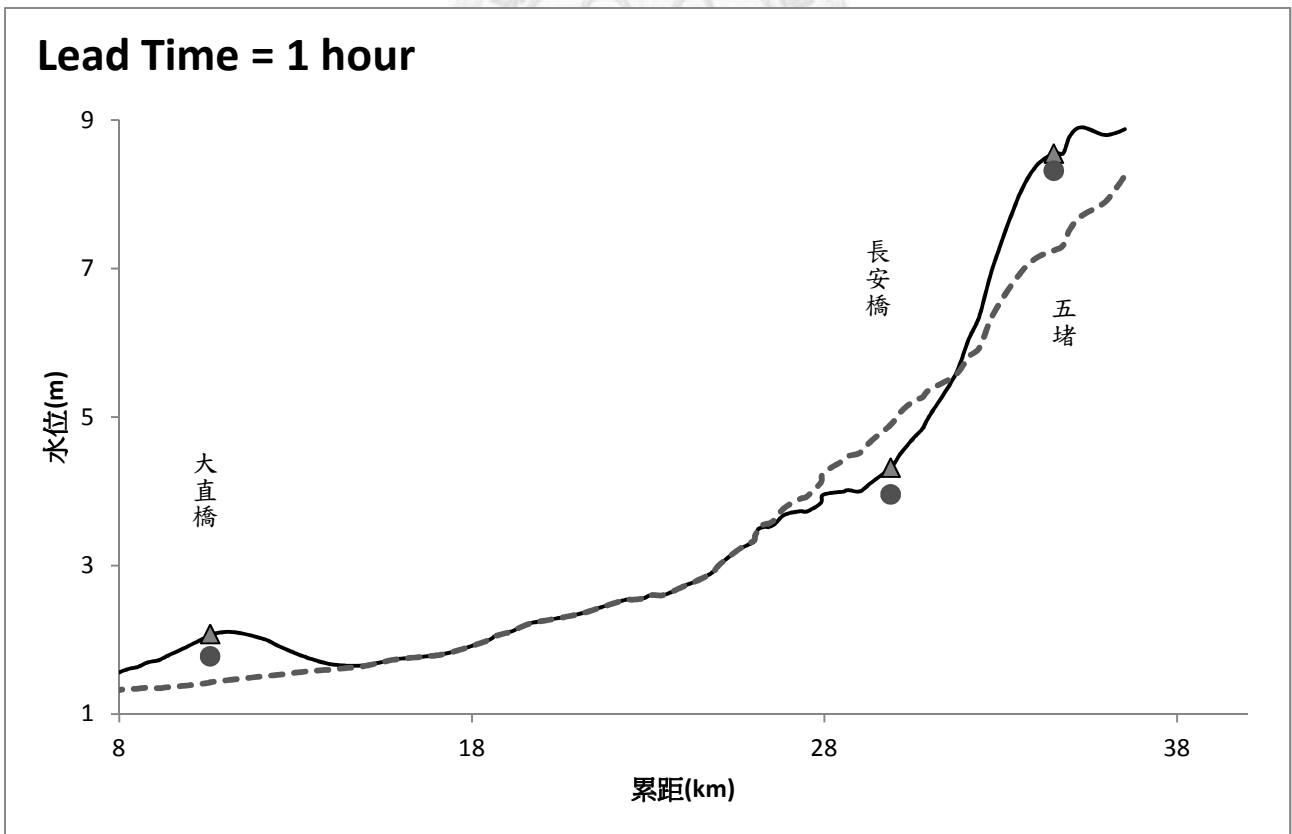
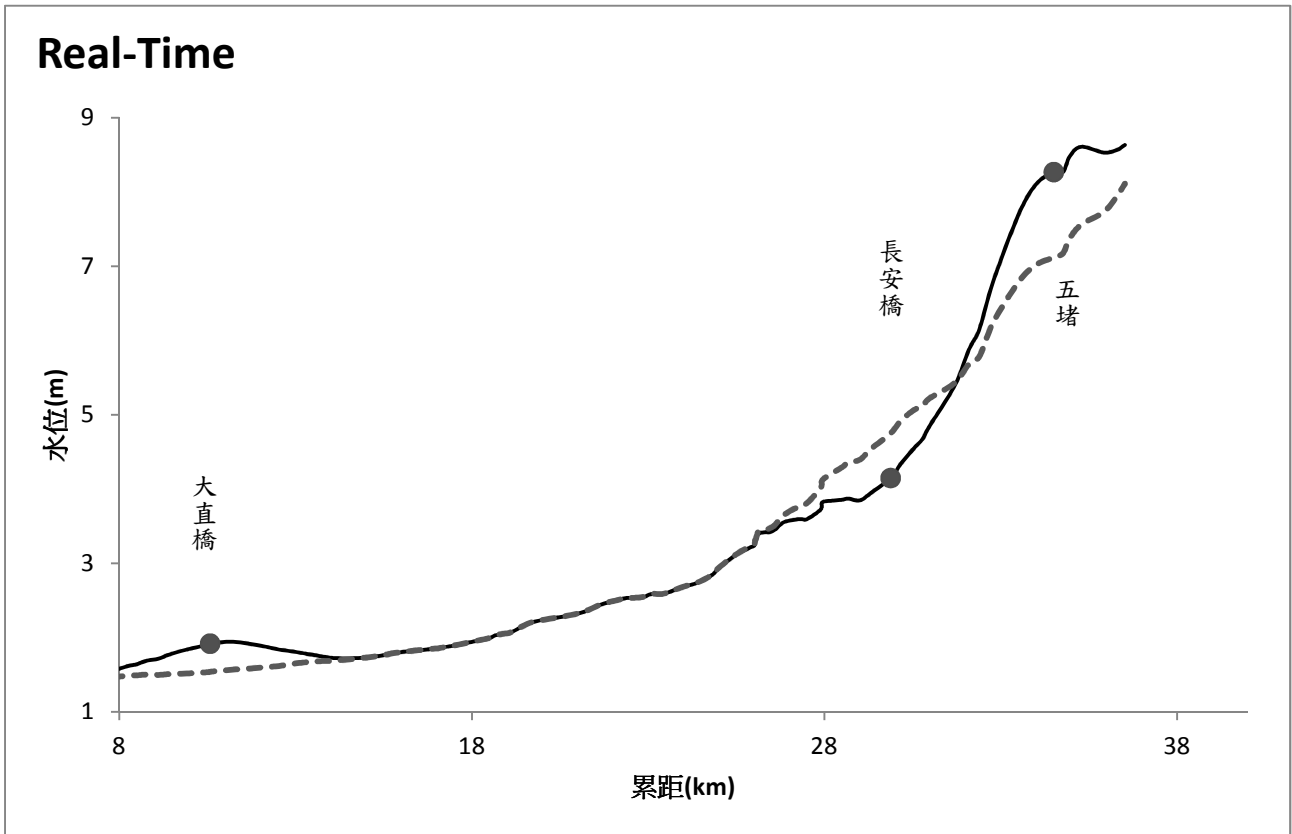
---修正前預報水位 —修正後預報水位 實測水位 ▲倒傳遞類神經網路預報水位

圖 5.27 辛樂克颱風淡水河系集卡門濾波修正前後比較



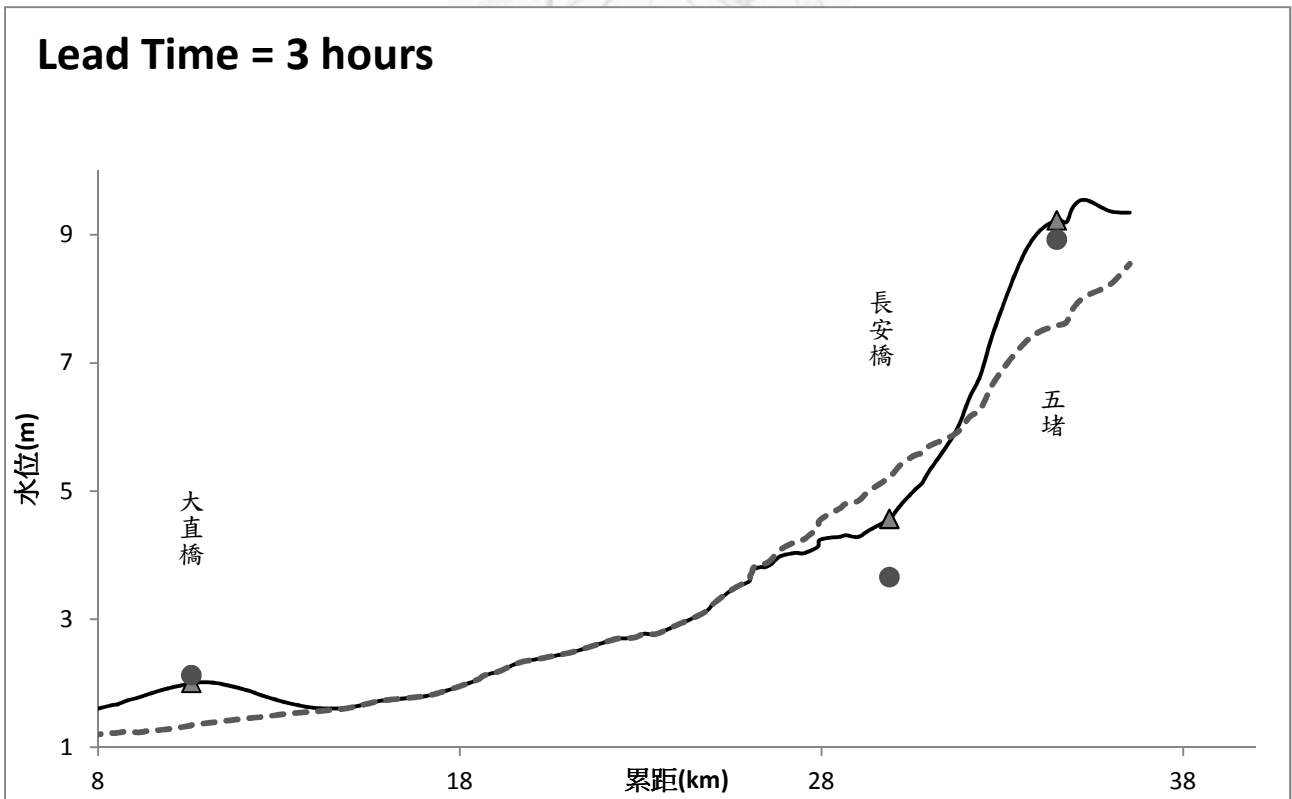
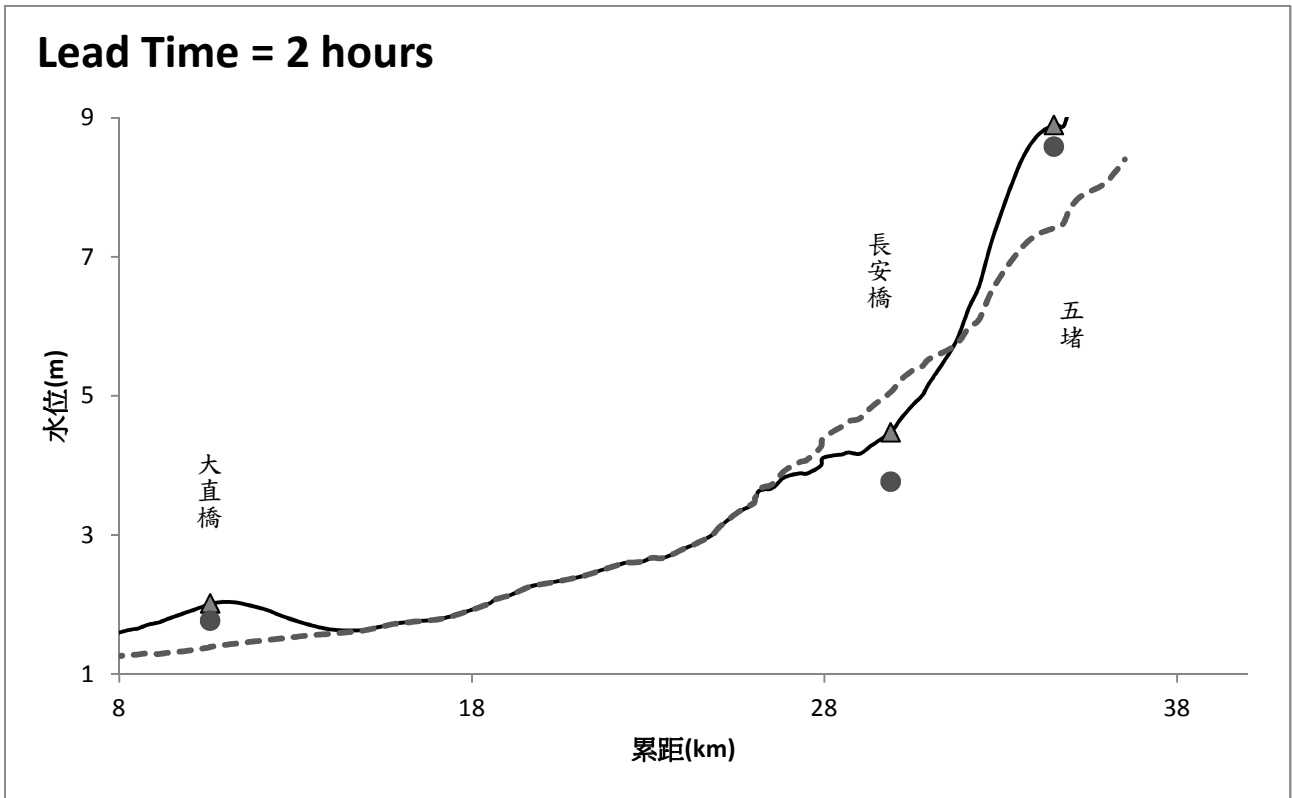
---修正前預報水位 —修正後預報水位 實測水位 ▲倒傳遞類神經網路預報水位

圖 5.27 辛樂克颱風淡水河系集卡門濾波修正前後比較(續)



---修正前預報水位 —修正後預報水位 實測水位 ▲倒傳遞類神經網路預報水位

圖 5.28 辛樂克颱風基隆河系集卡門濾波修正前後比較



---修正前預報水位 —修正後預報水位 ●實測水位 ▲倒傳遞類神經網路預報水位

圖 5.28 辛樂克颱風基隆河系集卡門濾波修正前後比較(續)

附錄 A 動力波演算模式

控制方程式

將壓力、重力、摩擦力、局部加速度及對流加速度等項完整考慮之水流運動方程式，則稱為動力波。其水流連續及運動方程式依次為：

$$\frac{\partial A}{\partial t} + \frac{\partial Q}{\partial x} - q_1 + q_2 = 0 \quad (\text{A.1})$$

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{Q^2}{A} \right) - gA \left(S_0 - \frac{\partial Y}{\partial x} - S_f \right) - q_1 V_1 + q_2 \left(\frac{Q}{A} \right) = 0 \quad (\text{A.2})$$

其中， A 為通水斷面積； Q 為河川流量； q_1 為單位河川長度之側入流量； q_2 為單位河川長度之溢出流量； t 為時間座標； x 為沿水流方向之距離座標； g 為重力加速度； S_0 為河道底床坡度； Y 為河道斷面之水深； S_f 為摩擦坡度； V_1 為河道側流平均流速在主流方向之分量。在數值演算的過程中，可以藉由曼寧公式(Manning's formula)將摩擦坡度表示為：

$$S_f = \frac{n^2 Q |Q|}{R^{4/3} A^2} \quad (\text{A.3})$$

式中， R 為水力 徑， n 為曼寧係數，代表河川糙度。曼寧 n 值通常經由颱風豪雨事件的檢定與驗證後決定，在一般數值模式演算的過程中通常假設曼寧 n 值不會隨著時間而變化。

(A.1)與(A.2)式分別表示水流之連續及運動方程式，若忽略河川斷面之底床沖淤，則通水面積 A 與水深 Y 間具有一定函數關係，故(A.1)及(A.2)式包括水深 Y 及流量 Q 兩組未知的流況應變數。然而(A.1)與(A.2)式均為雙曲線型偏微分方程式，在天然河川中其流況應變數 Q 與 Y 通常無法直接求得解析解，而必須利用數值方法進行求解。

數值方法

本文利用非線性四點完全隱式法(Fully implicit scheme)求解各時段在河川各斷

面的水深及流量。若以 f 表示 求解之流況應變數(包括 Q 或 A)，依四點完全隱式差分法寫成的差分式可被表示為：

$$\begin{aligned} f &= \frac{1}{2}(f_{j+1}^{t+1} + f_j^{t+1}) \\ \frac{\partial f}{\partial x} &= \frac{1}{\Delta x}(f_{j+1}^{t+1} - f_j^{t+1}) \\ \frac{\partial f}{\partial t} &= \frac{1}{2\Delta t}((f_{j+1}^{t+1} - f_{j+1}^t) + (f_j^{t+1} - f_j^t)) \end{aligned} \quad (\text{A.4})$$

式中， t, j 分別代表時間與空間座標指數； $\Delta x = x_{j+1} - x_j$ 為河川相鄰斷面之距離； Δt 為演算時距。

將(A.4)式代入(A.1)式及(A.2)式中，即可將任意的兩相鄰斷面間(x_j, x_{j+1})之連續方程式及運動方程式，表示為前進時間段的流量及水深之函數關係，分別如 C_j 及 M_j 函數所示：

$$\begin{aligned} C_j(Q_{j+1}^{t+1}, Y_{j+1}^{t+1}, Q_j^{t+1}, Y_j^{t+1}, Q_{j+1}^t, Y_{j+1}^t, Q_j^t, Y_j^t) &= 0 \\ M_j(Q_{j+1}^{t+1}, Y_{j+1}^{t+1}, Q_j^{t+1}, Y_j^{t+1}, Q_{j+1}^t, Y_{j+1}^t, Q_j^t, Y_j^t) &= 0 \end{aligned} \quad (\text{A.5})$$

式中， $j=1,2,3,\dots, J$ 為河道斷面指標，共計有 J 個斷面； C_j 及 M_j 分別為藉由第 j 個和第($j+1$)個斷面所組成的連續方程式及運動方程式； t 為現在時刻；而 $t+1$ 則為下一時刻。(A.5)式之詳細型式詳見參考文獻。(許銘熙，1984)

每兩相鄰斷面可寫出一組如(A.5)式之聯立方程組，若河道有 J 個斷面，則求解之流況應變數共有 $2J$ 個，經由(A.5)式可以得到 $2(J-1)$ 組之差分方程式，再配合河道上、下游端之邊界條件，可建立成 $2J$ 個聯立方程式，便可推求出 $2J$ 個流況應變數。將(A.5)式配合上、下游邊界條件，依河道斷面次序 列展開可以得到：

$$\begin{aligned}
C_0(Q_1^{t+1}, Y_1^{t+1}) &= 0 \\
C_1(Q_2^{t+1}, Y_2^{t+1}, Q_1^{t+1}, Y_1^{t+1}, Q_2^t, Y_2^t, Q_1^t, Y_1^t) &= 0 \\
M_1(Q_2^{t+1}, Y_2^{t+1}, Q_1^{t+1}, Y_1^{t+1}, Q_2^t, Y_2^t, Q_1^t, Y_1^t) &= 0 \\
&\vdots \\
&\vdots \\
C_j(Q_{j+1}^{t+1}, Y_{j+1}^{t+1}, Q_j^{t+1}, Y_j^{t+1}, Q_{j+1}^t, Y_{j+1}^t, Q_j^t, Y_j^t) &= 0 \\
M_j(Q_{j+1}^{t+1}, Y_{j+1}^{t+1}, Q_j^{t+1}, Y_j^{t+1}, Q_{j+1}^t, Y_{j+1}^t, Q_j^t, Y_j^t) &= 0 \\
&\vdots \\
&\vdots \\
C_{j-1}(Q_j^{t+1}, Y_j^{t+1}, Q_{j-1}^{t+1}, Y_{j-1}^{t+1}, Q_j^t, Y_j^t, Q_{j-1}^t, Y_{j-1}^t) &= 0 \\
M_{j-1}(Q_j^{t+1}, Y_j^{t+1}, Q_{j-1}^{t+1}, Y_{j-1}^{t+1}, Q_j^t, Y_j^t, Q_{j-1}^t, Y_{j-1}^t) &= 0 \\
M_j(Q_j^{t+1}, Y_j^{t+1}) &= 0
\end{aligned} \tag{A.6}$$

(A.6)式中共有 $2J$ 個聯立方程式，可解得 $2J$ 個流況應變數。但因為(A.6)式係為非線性聯立方程式，無法直接求解，故須利用 代法求解，本文採用牛頓-拉福生法(Newton-Raphson method)逐次 代修正以逼近真解，即(A.6)式之解可以表示成：

$$\begin{aligned}
(Q_j^{t+1})_{m+1} &= (Q_j^{t+1})_m + (\delta Q_j)_m \\
(Y_j^{t+1})_{m+1} &= (Y_j^{t+1})_m + (\delta Y_j)_m
\end{aligned} \tag{A.7}$$

式中， $m = 0, 1, 2, 3, \dots$ 為 代修正之次數； $j = 1, 2, 3, \dots, J$ 為斷面指標，共計有 J 個斷面； Q_j^{t+1} 和 Y_j^{t+1} 分別為 $(t+1)$ 時刻的未知流況應變數； δQ_j 及 δY_j 表示每次 代修正量。若假設任意一組之 代修正起始值 $[Q_j^{i+1}]_0$ 及 $[Y_j^{i+1}]_0$ ，將其代入(A.6)式中，可以發現左邊之函數值並不為零，而得到一組殘餘值 r_j ，此結果即表示假設之 代修正起始值 $[Q_j^{i+1}]_0$ 及 $[Y_j^{i+1}]_0$ 並非為(A.6)式之真解，而需再重新進行 代修正求解。當 $m=0$ 時，則採用 t 時刻的已知流況變數作為起始值，即 $(Q_j^{t+1})_1 = Q_j^t$ 和 $(Y_j^{t+1})_1 = Y_j^t$ 。

根據牛頓-拉福生法，每次的 代修正量 δQ_j 及 δY_j 可由下式的推求獲得：

需將各斷面之流況應變數(Q_j^{t+1} 及 Y_j^{t+1})重新代入(A.8)式中，進行下一次的 代修正，直到 足所需精度為止。依此步驟，可逐步解得每一時刻河道中各斷面之流量與水深。

應用至河系時，基於質量守恆的原理，假設在匯流處之水位相等且流量進出平衡，可建立匯流點下游河道的上游邊界條件，如此可使河系演算從上游河道通過匯流點演算至下游河道(林洙宏，2010)。



附錄 B 倒傳遞類神經網路

倒傳遞類神經網路其學 演算法的系統架構，是由正向與負向傳播所組成的(圖 B.1)，在正向傳播過程中，輸入訊息從輸入層經由隱藏層加權運算，透過活化函數轉換處理後，再傳向輸出層計算出網路輸出值，每一層神經元的狀態只影響下一層神經元的狀態；若在輸出層不能得到期望的輸出值時，則轉為反向傳播，將誤差訊號沿原來的連接通路回傳，透過修改各層神經元的權重與偏權值，期能使誤差函數值達到容 誤差範圍之內而 止。以下就權重值與偏權值修改之公式以及輸入向量與輸出向量之變數值域變換法作一說明。

在倒傳遞類神經網路中，第 n 層第 j 個神經元的輸入值為第 $n-1$ 層神經元輸出值的非線性函數(圖 B.2)，可被表示成：

$$y_j^n = f(\text{net}_j^n) \quad (\text{B.1})$$

式中 y_j^n 為第 n 層的輸出值，對第一層來說為輸入值， f 為活化函數； net_j^n 為第 $n-1$ 層輸出值的權重累加值，可表示成：

$$\text{net}_j^n = \sum_i w_{ji}^n y_i^{n-1} + b_j^n \quad (\text{B.2})$$

式中 w_{ji}^n 為第 n 層第 j 個神經元與第 $n-1$ 層第 i 個神經元的連結權重， b_j^n 為第 n 層第 j 個神經元的偏權值。

由於倒傳遞類神經網路屬監 式學 ，其學 的目的在降低網路輸出值與目標輸出值間的差距，故可以給定一誤差函數以表示學 的品質，誤差函數 E 定義為：

$$E = \frac{1}{2} \sum (d_k - y_k)^2 \quad (\text{B.3})$$

式中 d_k 為第 k 個神經元的目標輸出值， y_k 為輸出層第 k 個神經元的網路輸出值。

網路的學 過程中，即為使上述誤差函數 E 達到最小化的過程，在此建議以最 坡降法來 求 E 的最佳解，也就是最小的誤差平方和。即每當輸入一筆 練

範例，網路即 微調整加權值的大小，調整的幅度和誤差函數對權重連結值的敏感程度成正比：

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \quad (\text{B.4})$$

式中 η 為學 速率，其大小決定了最 坡降法修正的步幅，而 $\frac{\partial E}{\partial w_{ji}}$ 可用微積

分學的連 (Chain rule)得：

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial net_j^n} \frac{\partial net_j^n}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial y_j^n} \frac{\partial y_j^n}{\partial net_j^n} \frac{\partial net_j^n}{\partial w_{ji}} \quad (\text{B.5})$$

將 (B.1)式 代入 $\frac{\partial y_j^n}{\partial net_j^n}$ 得：

$$\frac{\partial y_j^n}{\partial net_j^n} = f'(net_j^n) \quad (\text{B.6})$$

將 (B.2)式 代入 $\frac{\partial net_j^n}{\partial w_{ji}}$ 可得：

$$\frac{\partial net_j^n}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial}{\partial w_{ji}} \left(\sum_i w_{ji} y_i^{n-1} + b_j^n \right) = y_i^{n-1} \quad (\text{B.7})$$

(B.5)式的 $\frac{\partial E}{\partial w_{ji}}$ 可分成兩種情況：

(a) 第 n 層為最終層，即網路的輸出層：

此時， $j=k$ ；將 (B.3)式 與 $j=k$ 代入 $\frac{\partial E}{\partial y_j^n}$ 得：

$$\frac{\partial E}{\partial y_j^n} = \frac{\partial}{\partial y_j^n} \left[\frac{1}{2} \sum_k (d_k - y_k^n)^2 \right] = -(d_j - y_j^n) \quad (\text{B.8})$$

(b) 第 n 層不是最終層，是網路的隱藏層之一，可用連 得：

$$\frac{\partial E}{\partial y_j^n} = \sum_k \left(\frac{\partial E}{\partial net_k^{n+1}} \frac{\partial net_k^{n+1}}{\partial y_j^n} \right) \quad (\text{B.9})$$

將 (B.2) 式 代入 $\frac{\partial net_k^{n+1}}{\partial y_j^n}$ 可得：

$$\frac{\partial net_k^{n+1}}{\partial y_j^n} = \frac{\partial}{\partial y_j^n} \left(\sum_i w_{ki} y_i^n - b_k \right) = w_{kj} \quad (\text{B.10})$$

為簡明定義，令

$$\frac{\partial E}{\partial net_k^n} = -\delta_k^n \quad (\text{B.11})$$

將 (B.10)、(B.11) 式 代入 (B.9) 式，可得：

$$\frac{\partial E}{\partial y_j^n} = -\sum_k (\delta_k^{n+1} w_{kj}) \quad (\text{B.12})$$

依上述 $\frac{\partial E}{\partial w_{ji}}$ 可分為兩種情形：

(a) w_{ji} 處於輸出層與隱藏層之間

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -(d_j - y_j^n) f'(net_j^n) y_i^{n-1} \quad (\text{B.13})$$

將 (B.7)、(B.11) 式 代入 (B.5) 式，可得：

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -\delta_j^n y_i^{n-1} \quad (\text{B.14})$$

比較 (B.13) 式 與 (B.14) 式，可得：

$$\delta_j^n = (d_j - y_j^n) f'(net_j^n) \quad (\text{B.15})$$

(b) w_{ji} 處於隱藏層與隱藏層之間

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \left[-\sum_k \delta_k^{n+1} w_{kj} \right] f'(net_j^n) y_i^{n-1} \quad (\text{B.16})$$

將 (B.7)、(B.11) 式 代入 (B.5) 式：

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -\delta_j^n y_i^{n-1} \quad (\text{B.17})$$

比較 (B.16)式 與 (B.17)式，可得：

$$\delta_j^n = \left[\sum_k \delta_k^{n+1} w_{kj} \right] f'(net_j^n) \quad (B.18)$$

因此不論權重值 w_{ji} 處於隱藏層與隱藏層之間，或權重值 w_{ji} 處於輸出層與隱藏層之間，均可寫成通式：

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -\delta_j^n y_i^{n-1} \quad (B.19)$$

式中 δ_j^n 為將 (B.19)式 代入(B.4)式，可得：

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_j^n y_i^{n-1} \quad (B.20)$$

此式即倒傳遞演算法之關鍵公式，每輸入一組 練範例(輸入項與目標輸出值)，各連結的權重即可依此方式，加以調整。

$$w_{ji}(k) = w_{ji}(k-1) + \Delta w_{ji} \quad (B.21)$$

式中 k 為第 k 組 練範例。

類神經網路於架構中最關鍵的即為隱藏層，因其神經元數目多 將直接影響至網路描述系統與歸納推演之能力，一般而言，網路過少的神經元是沒有足夠的參數去處理複雜的問題；反之，過多的神經元則會發生參數自由度太高，可能導致網路過度地描述(over-fitting)無法過濾 訊。然而為避免在 練階段時落入局部最佳解(local optimum)之情形，因此本文採用網路增長法(constructive algorithm)來決定最佳的神經元數目，以達到全域最佳解(global optimum)，如圖 B.3 為淡水河流域之臺北橋水位站透過網路增長法的驗證結果，圖中逐漸增加神經元數目，直到均方根誤差(RMSE)達到容 之範圍內，或是其誤差的變化趨於平緩時之最小神經元數目，即為最適當的神經元個數，而此例中可 略看出最適當的神經元數目為 26。

而在權重更新演算法方面，過去傳統方法多以最 坡降法為主，然而其演算法不僅容易陷入局部最佳解，且易因演算時距過長而無法收 的狀況。故本文採用共 梯度(Conjugate Gradient, CG)演算法以 練網路，主要因為在眾多求解最佳

化問題的數值方法中，共 梯度演算法最能在簡單的最 坡降法及複 的二次微分方程式的牛頓法中取得 協，且共 梯度演算法在收 速度與收 效能上皆優於最 坡降法。

在網路 練之前，必須將輸入和目標經過前處理，使數據能夠完全落在一個指定的範圍之內，如此收 過程中較不易產生權重發散，造成無限大或無限小的值出現，同時網路對於極端事件也較能掌握。本文採用 MATLAB 體內建函數 premnmx 將輸入資料正規化(normalize)，使其範圍落至-1 和 1 之間。該函數的公式如下：

$$PN = 2 \times \frac{P - \min p}{\max p - \min p} - 1 \quad (B.22)$$

其中，P 為原始輸入資料；min p 為包含每筆 P 的極小值；max p 為包含每筆 P 的極大值。最後則使用函數 postmnmx 將網路模擬後的輸出值轉換回當初目標使用的相同單位，公式如下：

$$P = 0.5 \times (PN + 1) \times (\max p - \min p) + \min p \quad (B.23)$$

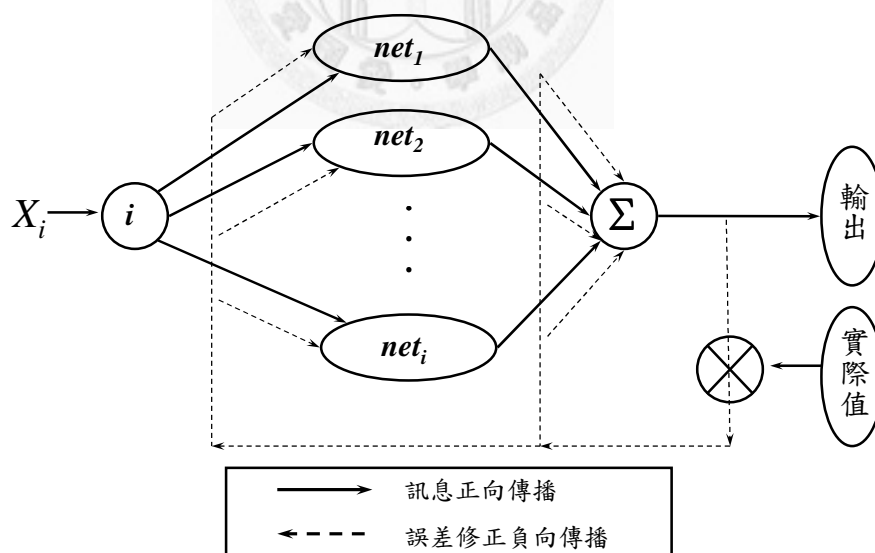


圖 B.1 BPN 演算法之正向傳播與負向傳播圖

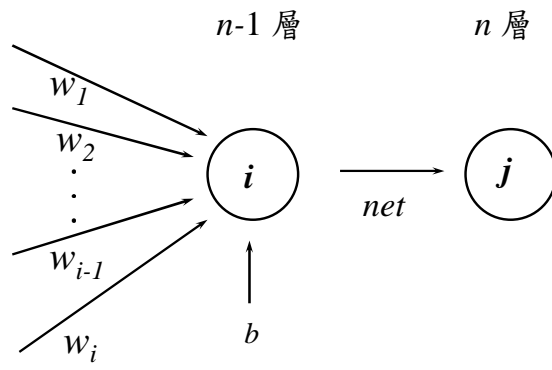


圖 B.2 神經元的輸入值

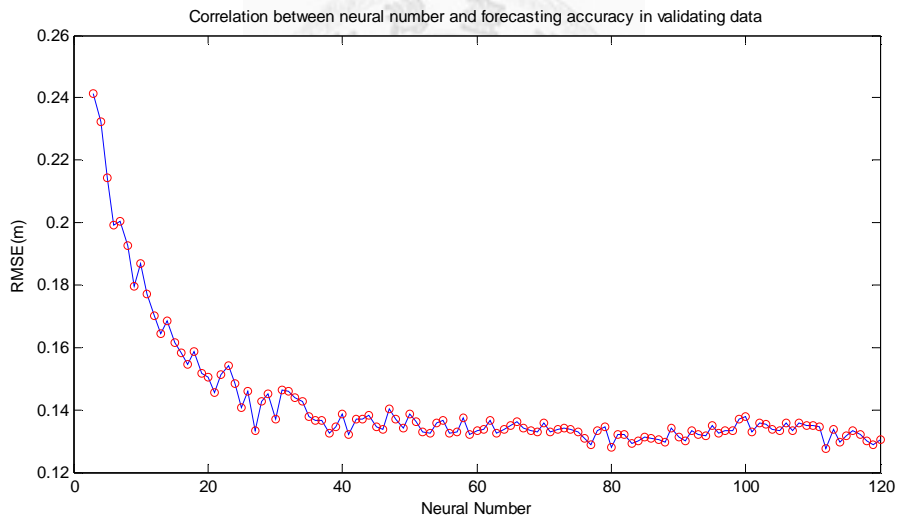


圖 B.3 臺北橋水位站網路增長法之結果