

國立交通大學

交通運輸研究所

碩士論文



消耗性救災物資需求預測

Consuming Emergency Relief Demand Forecasting

研究生：劉佳欣

指導教授：許鉅秉 教授

中華民國九十六年六月

消耗性救災物資需求預測

Consuming Emergency Relief Demand Forecasting

研究生：劉佳欣

Student：Chia-Hsin Liu

指導教授：許鉅秉 教授

Advisor：Jiuh-Biing Sheu

國立交通大學

交通運輸研究所

碩士論文



Submitted to Institute of Traffic and Transportation

College of Management

National Chiao Tung University

In Partial Fulfillment of the Requirements

For the Degree of Master

In

Traffic and Transportation

June 2007

Taipei, Taiwan, Republic of China

中華民國九十六年六月

消耗性救災物資需求預測

研究生：劉佳欣

指導教授：許鈺秉 教授

國立交通大學交通運輸研究所

摘 要

救災物流輸配送系統在災害發生後不但需肩負救援物資之輸送，更應適時、適地、適量的將救援物資送抵災區，以支援救災行動之進行。且因救援時間、救援物資的質與量、災區資訊均有限，當大規模地震災害發生後，救災單位若能化被動為主動，在短時間內統整災區資訊、預測災區物資需求，以供決策者迅速、有效地分配救援物資，則可有效避免物資配送不及或供需失衡等現象。本研究以消耗性救災物資需求為例，建構消耗性物資需求預測模式。

鑒於大規模災害發生初期，災區往往發生資訊傳遞不易或災情消息紊亂之情形，因此第一階段模式首先透過資料融合之程序，降低各可得消息來源公佈死亡人數資料不確定性，使決策者能確切掌握災區情形；其後透過物資需求量推估模式，以資料融合後之死亡人數資料推估災民所需物資數量。第二階段則針對救災物資供需不均之情形，透過定義質化與量化需求屬性，衡量各災區對於物資需求之急迫程度，且以類神經網路模式將各災區之物資需求依其屬性聚類分群，並使用 TOPSIS 法將各群組依其對物資需求急迫程度排序，以作為物資配送順序之參考。由於實証資料取得不易，因此使用模擬資料進行數值測試與情境模擬分析，以評估模式適用性。模擬結果顯示，本研究之消耗性救災物資需求預測模式，於實務應用具有可行性。

關鍵字：救災物流、需求預測、資料融合、熵、SOM、TOPSIS

Consuming Emergency Relief Demand Forecasting

Student: Chia-Hsin Liu

Adviser: Dr. Jiuh-Biing Sheu

Institute of Traffic and Transportation

National Chiao Tung University

ABSTRACT

Because of rescue time, quantity and quality of resources and information of affected areas are limited. After the large-scale earthquake disaster happened, how to distribute urgent relief effectively, efficiently and precisely is vital to the alleviation of disaster impact in the affected areas, which remains challenging in the field of logistics and related study areas. In this study, we present a data-fusion approach to the operations of emergency relief distribution system responding to deal with the disorder information in the initial stage of disaster. Based on a proposed 2-layer consuming emergency relief demand forecasting conceptual framework, the proposed methodology involves two recursive mechanisms: (1) consuming relief demand forecasting, and (2) disaster-affected area grouping. Numerical studies with a simulated data sets are conducted, and the corresponding results indicate the applicability of the proposed method and its potential advantages. We hope that this study can not only make the proposed emergency logistics system available with more benefits to the development of emergency logistics systems for the urgent needs of disaster areas around the world but also stimulate more excellent researches concerning emergency logistics management.

Keywords: Emergency logistics distribution; Relief demand forecasting; Data fusion; SOM; Entropy; TOPSIS

謝誌

歷經論文重新再來、不停卡關、數不清的失眠與夜裡驚醒、頭髮掉不停、新竹台北兩頭燒的兩年碩士生活終於結束了！感謝交大土地公真是有拜有靈。

能順利完成論文寫作，感謝口試委員張美香老師、胡守任老師在百忙之中仍撥冗細審，並給予寶貴建議；更要感謝許鉅秉老師無私的指導，老師研究嚴謹認真的態度，於課業、待人處事方面皆對學生有極大影響及助益。也要感謝陳穆臻老師、邱裕鈞老師不論於課堂上或課堂外，對於學生問題的不吝指教與鼓勵。以及所辦洪瑛璿小姐、柳美智小姐與陳彥蘅、林永祥兩位學長，在所上事務、為人處事以及論文撰寫過程提供的建議與幫助。

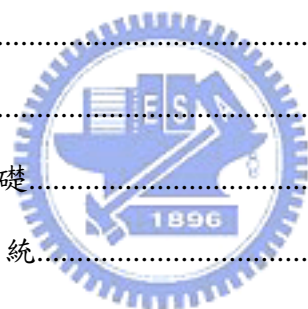
極為偶然的情況下進入交大交研，如果時間能夠重來，一定會更加努力，確保能夠遇見生活在這裡的每個人。半夜輪流拼椅子睡覺的維中、總是躲在角落偶爾起來放冷笑話的阿秋、我負面他正面的晉曄、玩樂好幫手吱吱長恩、穿碩士服中暑的凱、可以大放自創理論的救骨奇爺、低調的很失敗的柯姨媽、謎挺總是擋最先的師姊書婷、愛看蠢話的 5566 迷薰論、大方出借男朋友阿炮的宇函、土博士黃阿土、不傷眼的大冠；還有可靠的萎伯、阿朋、紅豆、博彥、龍哥、獼猴，消失很久的李奈許；以及聊個幾句就可以讓心情保持良好的菁怡、姿慧、文君、靜宜、大玥、伊珊老師與芝吟，還有找唱歌很容易的高中同學高芸，妳不當心理醫師太可惜。兩年來的點點滴滴都銘記在心，希望大家永遠平安順利。

最後，要感謝這十個人的大家庭：親愛的老爸老媽，兒子終於可以暫時不用操心，老爸的「就算賣房子借錢也要教育」的理念會好好傳承下去；感謝大哥的先見之明，兩年讀完 1.5 個所實在是很划算的交易；感謝姐姐們能夠承擔家務讓無後顧之慮。感謝家人的支持與鼓勵，我們是幸福的大家庭。謝謝台北市更新處小承辦嚇小姐，謝謝妳這些日子的陪伴與容忍我粗心大意，基於相對論的歪理，寫論文日子變的很輕鬆容易，認真的妳別累著，以後的我們一定會很好。

佳欣於 2007/6/26

目錄

中文摘要.....	I
英文摘要.....	II
謝誌.....	III
目錄.....	IV
圖目錄.....	VII
表目錄.....	VIII
第一章 緒論.....	1
1.1 研究背景與動機.....	1
1.2 研究範圍及目的.....	2
1.3 研究方法與流程.....	4
第二章 文獻回顧與理論基礎.....	6
2.1 震災物流輸配送系統.....	6
2.1.1 地震災害.....	6
2.1.2 震災物流輸配送系統特性.....	8
2.2 資料融合概述.....	11
2.2.1 資料融合之簡介與定義.....	11
2.2.2 資料融合之方法及分類.....	12
2.2.3 資料融合相關文獻.....	13
2.2.4 最佳權重法.....	15
2.3 類神經網路概述.....	20
2.3.1 類神經網路之定義及運作.....	20
2.3.2 類神經網路之分類與特性.....	22
2.3.3 類神經網路於災害防治之應用.....	25



2.3.4	自組特徵映射圖網路.....	26
2.4	多準則決策.....	29
2.5	文獻評析.....	31
第三章	模式構建.....	32
3.1	研究架構.....	32
3.2	災情消息資料融合模式.....	34
3.2.1	模式流程.....	34
3.2.2	資料分類與熵值計算.....	36
3.2.3	權重推導與資料融合.....	38
3.3	物資需求量推估模式.....	40
3.4	需求分群類神經網路模式.....	42
3.4.1	屬性定義.....	42
3.4.2	自組特徵映射圖類神經網路分群模式.....	45
3.5	群組排序.....	49
3.5.1	最佳方案定義.....	49
3.5.2	TOPSIS 法之運算步驟.....	50
第四章	模擬試驗.....	54
4.1	模擬區域簡介.....	54
4.1.1	南投縣簡介.....	54
4.1.2	九二一集集地震災情.....	56
4.2	資料模擬.....	58
4.2.1	各分區分時死亡人數資料模擬.....	58
4.2.2	各消息來源公佈死亡人數資料模擬.....	62
4.3	數值測試.....	65
4.3.1	災情消息資料融合模式.....	66
4.3.2	物資需求量推估模式.....	67

4.3.3	需求分群類神經網路模式.....	68
4.3.4	群組排序.....	71
第五章	情境分析.....	73
5.1	敏感度分析.....	73
5.2	情境建立與評估準則.....	76
5.2.1	情境建立.....	76
5.2.2	情境說明.....	78
5.2.3	評估準則.....	79
5.3	情境模擬.....	80
5.3.1	情境資料模擬.....	80
5.3.2	各情境模擬結果.....	81
5.4	小結.....	84
第六章	結論與建議.....	85
6.1	結論.....	85
6.2	建議.....	86
參考文獻	87
英文部分	87
中文部分	89



圖目錄

圖 1-1	：研究流程	5
圖 2-1	：地震災害發生至復舊過程	7
圖 2-2	：震災各時期物流工作	9
圖 2-3	：美國國防部資料融合架構	12
圖 2-4	：資料融合使用最佳權重法演算流程	19
圖 2-5	：類神經網路之人工神經元	21
圖 2-6	：類神經網路之基本架構	22
圖 2-7	：二維矩陣的 SOM 架構圖	26
圖 2-8	：SOM 網路神經元間的拓樸座標	27
圖 2-9	：鄰近中心與鄰近區域遞減示意圖	28
圖 3-1	：研究架構	33
圖 3-2	：災情消息資料融合模式流程圖	35
圖 3-3	：死亡人數資料分類示意圖	37
圖 3-4	：自組特徵映射圖類神經網路流程圖	48
圖 3-5	：正理想解與負理想解示意圖	50
圖 4-1	：南投縣鄉鎮位置	55
圖 4-2	：南投縣九二一地震死亡、失蹤人數示意圖	57
圖 4-3	：南投縣九二一地震全、半倒戶數佔鄉鎮市受災比例示意圖	57
圖 4-3	：九二一地震全國死亡人數依時累進圖	59
圖 4-4	：指數函數 $g(x)$ 圖形	59
圖 4-5	：死亡人數統計資料模擬結果	61
圖 4-6	：南投縣災情查報通報系統圖	61
圖 4-7	：各消息來源公佈死亡人數資料模擬流程圖	64

表目錄

表 1-1	：地震之發生時序與因應對策對應關係	3
表 2-1	：台灣歷年重大地震災害（1904~2006）	7
表 2-2	：賑災物流系統與一般物流系統之異同	10
表 2-3	：資料融合定義	12
表 2-4	：常見資料融合方法	13
表 2-5	：資料融合相關文獻	14
表 2-6	：Shannon Entropy 之特性	16
表 2-7	：人工神經元主要元件與運作說明	21
表 2-8	：類神經網路之主要應用	24
表 2-9	：常用類神經網路特點對照表	24
表 2-10	：類神經網路於災害防治領域應用	25
表 2-11	：自組特徵映射圖網路重要概念與相關名詞	28
表 3-1	：資料分類區間範圍與機率計算	37
表 3-2	：建物受損等級分類	44
表 4-1	：南投縣 87 年度統計資料（隔年公佈）	55
表 4-2	：南投縣及其各受災鄉鎮於九二一地震之災情	56
表 4-3	：每期死亡人數統計資料模擬結果	60
表 4-4	：中寮鄉各消息來源公佈死亡人數資料模擬結果（ $t=1\sim 3$ ）	63
表 4-5	：中寮鄉死亡人數資料融合步驟與結果（ $t=1$ ）	66
表 4-6	：南投縣各鄉鎮每期死亡人數資料融合結果	67
表 4-7	：中寮鄉物資需求量推估結果	68
表 4-8	：南投縣各鄉鎮需求屬性結果（ $t=3$ ）	69
表 4-9	：南投縣各鄉鎮需求屬性標準化結果（ $t=3$ ）	70
表 4-10	：類神經網路工具箱輸入參數與網路組態	70

表 4-11	：南投縣各鄉鎮依需求屬性分群結果 ($t=1\sim3$)	71
表 4-12	：南投縣各鄉鎮依需求屬性分群排序計算結果 (步驟 2~4)	72
表 4-13	：南投縣各鄉鎮依需求屬性分群排序結果 (步驟 5~6)	72
表 5-1	：決策者可容忍資料誤差敏感度分析 (以中寮鄉 $t=1$ 資料為例)	74
表 5-2	：情境假設	77
表 5-3	：情境矩陣	77
表 5-4	：中寮鄉情境分析模擬資料 ($t=1$)	80
表 5-5	：中寮鄉最樂觀情境資料融合步驟與結果 ($t=1$)	81
表 5-6	：中寮鄉最可能情境資料融合步驟與結果 ($t=1$)	82
表 5-7	：資料筆數不一之資料融合步驟與結果	82
表 5-8	：中寮鄉最悲觀情境資料融合步驟與結果 ($t=1$)	83
表 5-9	：中寮鄉情境分析模擬結果與實際死亡人數之均方誤差 (10 期)	84
表 5-10	：平均數替代遺漏資料之均方誤差 (10 期)	84



第一章 緒論

1.1 研究背景與動機

台灣地區位於環太平洋地震帶上，發生之有感地震為世界最多的區域之一；再加上台灣土地高度開發、人口密集，一旦發生大規模災害，往往造成人民生命財產的嚴重傷害與損失。如民國 88 年 9 月 21 日所發生芮氏規模 7.3 的九二一集集地震，為百年來台灣史上發生的最大規模地震之一，全台各地災民達 32 萬人，共 2,413 人喪生，11,646 人輕重傷，房屋全倒 51,711 棟，半倒 53,995 間（內政部消防署，2000）。災害發生後，災區外各主管單位與民間救災團體急於將各種救災資源與物資（如救援設備、民生物資、醫療物資等）投入災區，但此時救援單位因缺乏完善的物流規劃與管理機制，無法迅速回應災區需求，導致部份災區發生救援物資無法及時運抵、供需不均或災民因恐慌心理，囤積救災物資造成閒置浪費等現象，由此可見救災物流輸配送系統於救災活動之重要性。

救災物流輸配送系統在災害發生後不但需肩負救援物資之輸送，更應適時、適地、適量的將救援物資送抵災區，以支援搶救行動之進行。災害一發生，政府即成立救災指揮中心，並假設災民需要之物資，再向各界徵用或請求捐贈，同時設立物資支援、避難等據點，以接收、流通加工、包裝、配送救援物資給災民。由此可知，災害救援行動中救災物流輸配送系統（Disaster Relief System）之作業方式與企業物流相似，係在考量時間因素的情況下，使用不同的運輸模式，透過不同的運輸網絡，將各種救援物資由各物資支援據點（供給者），配送至災區災民（需求者）。而與一般企業物流不同之處，在於救災物流輸配送活動須承受更多不預期風險，這也使得救災物資需求之預測工作成為極複雜之問題。

一般企業在許多已知狀況下，能夠透過資訊系統的建立，獲得歷史趨勢資料與資訊以進行預測工作，再與後端計畫與作業如採購作業、生產排程、存貨管理與後勤配送作業等配合，進而達到確實掌握市場脈動、降低風險、降低存貨成本、

以及增進工作效率之目的。反觀災害的發生（1）往往為突發狀況，且其災害規模及其所產生災區需求點與需求數量皆難以由歷史趨勢資料中求得；加上（2）救災物流設施可能在災害中受到損害，決策者無法完全掌控救災物資供應情形；（3）災區資訊紊亂且取得不易，使得救災中心往往無法在第一時間內確切掌握災區情況，救援計畫亦難以擬定。

基於救援時間、救援物資的質與量、災區資訊均有限，當大規模地震災害發生後，救災單位若能化被動為主動，在短時間內統整災區資訊，預測災區物資需求，供決策者作為指揮或調度參考，以迅速、有效地調度與分配救援物資，避免配送不及或供需失衡等現象，發揮救援物資之最大功用；進而提升救援行動之效率，達到防止災情擴大、降低災害損失等目的，此即未來災害應變計畫中之重要課題，亦為本研究之研究動機。



1.2 研究範圍及目的

天然災害種類繁多，包含風災、水災、震災、旱災、寒害、土石流災害等，其防救災體系雖大抵一致，但各防救災計畫內容、物資儲備、救災物流輸配送等計畫應隨災害之特性而有所不同。因此，本研究主要探討對象擬以天然災害之地震災害為主，探討救災期間內物資之需求。

地震之發生時序與因應對策對應關係如表 1-1 所示，地震災害發生後可大致分發震期、混亂期、避難期、大火期、搶修期以及復舊期。震災發生時會造成地表破裂、建築物倒塌等各種狀況，此為發震期。由於其突如其來、無法預測之特性，使得發震期時間極短，所造成的損害卻最大；而後地震所造成之火災、停電或維生線路癱瘓等情況，不僅使災情傳遞不易，也容易造成人們心理恐慌逃難，此時期為混亂期；之後，人們自發救助、避難，政府啟動防救災功能，進行緊急搶修工作，且設立避難、物資支援據點以收集配送救援物資，確保災民維持基本生活機能，防止災害繼續擴大；最後，進行復舊工作至恢復日常生活為止。

表 1-1：地震之發生時序與因應對策對應關係

		震災發生時間					
		0	10min	1 hours	3~5 hours	10~40 hours	3~7 days 1 month
時間 空間	時序	發震期	混亂期	避難行動期	避難救援期	避難生活期	殘留重建期
	現象	●建物倒塌 ●起火 ●人員傷亡 ●交通紊亂	●火災發生 ●各種機能癱瘓 ●建物倒塌 ●緊急對策施行	●延燒擴大 ●危險因素行成 ●避難行為出現 ●資訊紊亂	●都市全面火災發生 ●人心惶恐 ●人員傷亡陸續增加 ●人員向避難地集中	●市區救火 ●物資缺乏 ●救護行動 ●緊急搶修 ●移往收容地	●重整行動 ●社會紊亂
	對應行動	●初期滅火 ●狀況掌握	●緊急對策 ●消防行動	●避難行為 ●緊急救助	●待援救助 ●救護行動	●滯留生活 ●物資供給	●重整行動 ●生活恢復
	階段目標	生命確保			生命維持	生活確保	機能恢復
空間系統	主要作業	災情研判 自發避難	避難及救援之緊急應變		應變救援	災區清理	災區復健
	空間類型						
避難	緊急避難場所		★○		○		
	臨時避難場所		★○		○	○	
	臨時收容場所				○▲	○▲	□
	中長期收容場所				○▲	○▲	▲□
物資	接收場所		○		○	○	
	發放場所		○		○	○	

圖例：(主要行為、活動及作業) ★：避難 ○：救援 ▲：安置 □：復原

(資料來源：修改自都市計畫防災規劃手冊)

由表 1-1 可知，大規模地震災害發生後，救援物資之供給配送為救災系統中重要的一環，但現今國內防救災系統多將物資支援據點定位為避難物資接收與發放之場所，且發放作業並未按照物資之急迫程度發放。故本研究以大規模地震災害後救災物資需求預測為主，探討救難期間內所需消耗性物資需求；並針對救災物資供需不均之情形，透過定義屬性以考量各災區對救災物資之急迫程度，以作為物資配送先後順序之參考，並對物資作一合理分配。本研究之目的如下：

- (1) 設計符合地震救災物流輸配送系統特性之消耗性物資需求預測模式；
- (2) 針對災害發生初期，災區內訊息取得不易或消息紊亂等情形，透過資料融合之方式以取得較符合災情之資訊；
- (3) 針對救災物資供需不均之情形，透過定義屬性以考量各區域所需物資之急迫程度，並加以分群、排序；
- (4) 透過模擬測試之方式測試本研究架構與模式之可行性。

1.3 研究方法與流程

針對大規模地震災害發生後，災區內訊息取得不易或取得消息紊亂等情形，本研究以資料融合技術融合不同消息來源（如現場人員、廣播、網際網路、官方統計等）所發佈之地震死亡人數資料，以提供較符合災情的資訊供決策者作為指揮或調度參考；並以死亡人數資料推估災區之物資需求量；最後使用類神經網路模式將需求加以分群，並以多準則評估之方法將各群組依其對物資之急迫程度加以排序，以作為物資配送之參考。依據上述內容，本研究之研究流程整理如圖 1-1。主要研究步驟如下：

1. 確認研究主題與研究範圍界定

了解研究之背景、災害發生時之情形與所需物資需求狀態與特性，以確定本研究研究範圍與相關假設。

2. 文獻回顧

針對救災物流輸配送系統及資料融合、類神經網路、多準則評估方法論進行國內外相關回顧，以掌握問題之特性並啟發模式設計之概念。

3. 模式建構

發展符合震災物資需求特性之預測模式。

4. 模擬資料建構與模擬試驗

由於實證資料取得不易，故本研究將模擬所需資料以測試所構建之模式，並對模式做細部的修正。

5. 情境分析

分析不同情境對所針對對所建構模式之影響。

6. 結論與建議

最後整理本研究之研究成果，提出相關之結論與建議。

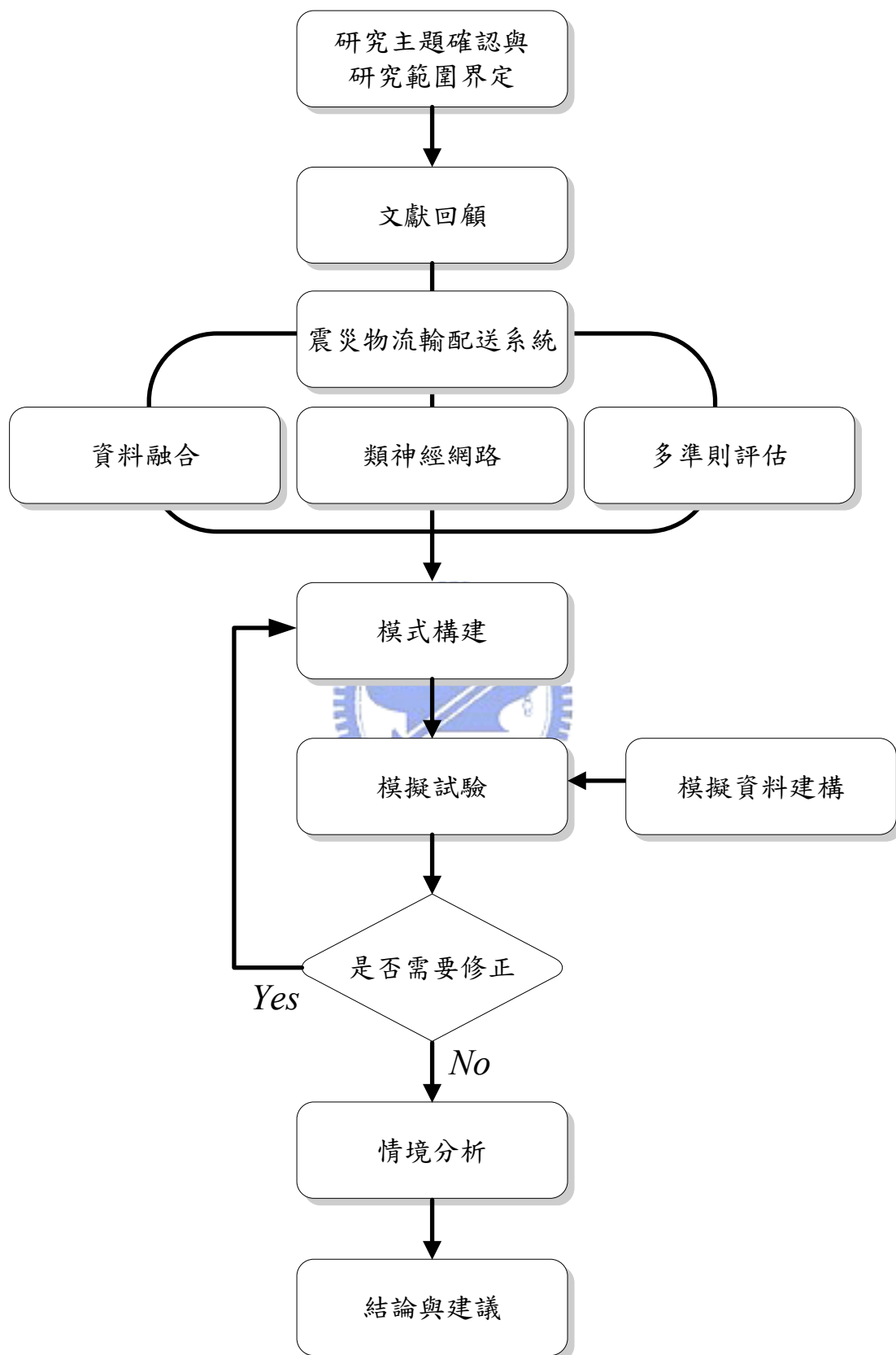


圖 1-1：研究流程
 (資料來源：本研究整理)

第二章 文獻回顧與理論基礎

2.1 震災物流輸配送系統

2.1.1 地震災害

依據防災教育宣導手冊(2004)對於地震之分類，可概分為自然地震與人工地震(如：地下核子試爆)，一般所稱地震即指自然地震。自然地震則可依其成因分為(1)板塊運動(2)火山活動(3)衝擊性地震(如：隕石撞擊)等。其中以地殼板塊受應力作用，使岩層發生錯動現象，並釋放巨大能量而引發的地震為最為常見，約佔百分之九十以上的比例，且為所有天然災害中傷亡最為慘重的一種。李佩瑜(2000)綜合歸納地震具有之特性為災害預測之不確定性、空間性與時間性、連鎖性與累積性、複合性以及災害重建困難等等。台灣歷年重大地震災害整理如表 2-1。

若因發生地震而危及人民生命與財產安全，則稱之為地震災害。災害之程度則與地震規模、震源深度以及距離震央遠近有密切的關係。此外，建築物的結構設計與斷層位置關係、地質狀況、人口的分佈情形與平時對於地震之預防及準備是否充分等因素均會影響災害的大小。如台灣西部地區發生地震的頻率雖不若東部地區高，但因其震源深度較淺，且可能發生於陸地上，加上西部都市人口密集，一旦發生地震就可能造成巨大的傷害。而災害發生後之搶救、避難與重建復原的過程更需耗費大量人力、物力。因此，如何透過工程科技或事先規劃防救災計畫以降低地震所引致的災害與損失，為一相當重要之課題。地震災害發生至復舊過程如圖 2-1 所示。

表 2-1：台灣歷年重大地震災害（1904~2006）

時間	名稱	地點	震源深度	規模	人口死亡	房屋全毀
1904/11/06	斗六地震	嘉義附近	7	6.1	145	661
1906/03/17	梅山地震	嘉義縣民雄	6	7.1	1258	6769
1916/08/28	南投地震系列	濁水溪上流	45	6.8	16	614
1916/11/15		台中東南約 20km	3	6.2	1	97
1917/01/05		埔里附近	淺	6.2	54	130
1917/01/07		埔里附近	淺	5.5	-	187
1935/04/21	新竹-台中地震	竹縣關刀山附近	5	7.1	3276	17907
1941/12/17	中埔地震	嘉義市中埔附近	12	7.1	358	4520
1946/12/05	新化地震	台南新化附近	5	6.1	74	1954
1951/10/22	縱谷地震系列	花蓮東南東 15km	4	7.3	68	-
1951/10/22		花蓮東北東 30km	1	7.1	-	-
1951/10/22		-	18	7.1	-	-
1951/11/25		-	16	6.1	-	-
1951/11/25		台東北方 30km	36	7.3	17	1016
1959/08/15	恆春地震	恆春	20	7.1	16	1214
1964/01/18	白河地震	台南東北東 43 公里	18	6.3	106	10924
1986/11/15	花蓮地震	花蓮東偏南 10 公里	15	6.8	13	37
1999/09/21	集集大地震	日月潭西方 9 公里	8	7.3	2413	51711
2002/03/31	331 花蓮烈震	花蓮秀林地震站	9.6	6.8	5	-
2003/12/10	台東成功地震	台東成功地震站	10	6.6	-	-
2006/04/01	台東地震	台東卑南地震站	7.2	6.2	-	1

（資料來源：整理自中央氣象局地震測報）

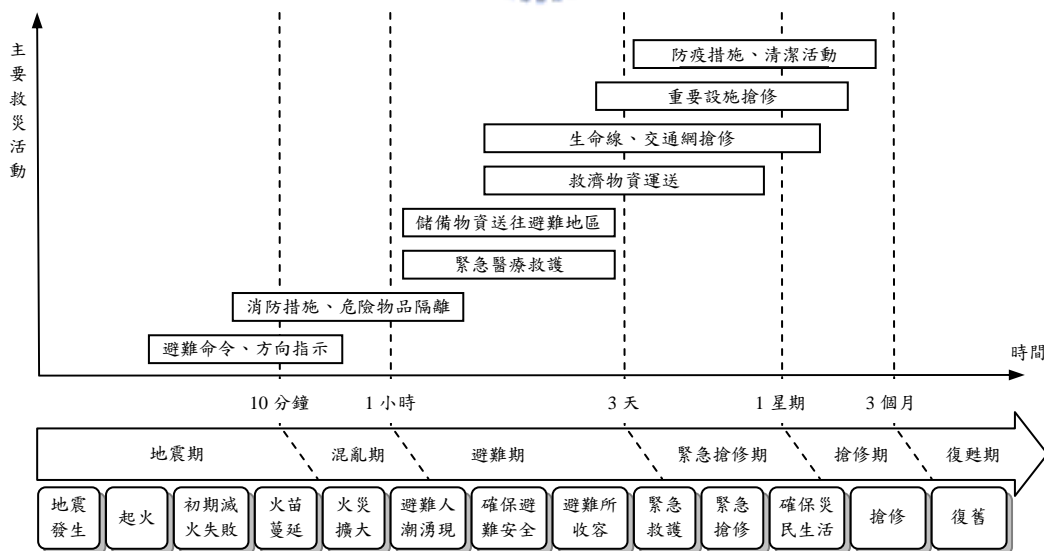


圖 2-1：地震災害發生至復甦過程

（資料來源：施佑林，2003）

2.1.2 震災物流輸配送系統特性

Fiedrich *et al.* (2000) 曾開發一適合強震後搜救時期 (Search-And-Rescue, SAR) 的動態最佳化資源配置決策模式，以可用資源在每個救援作業區域配置最佳化為主要決策目的，整體目標為 SAR 時期損失與人員傷亡最小化。模式構想主要為資源之有效配置可改善救援工作之效率，但因救援之時間、物資數量與品質均有限制，且需同時接收並處理大量資訊，使得此類問題難以處理，故使用電腦決策支援系統加以輔助。模式中將會影響損失之作業區域分為三類 (1) 需立即搜救 (2) 需進行穩定工作之二次災害高風險區 (3) 需緊急搶修之設施。該模式以 C++ 語言撰寫程式求解，作者並選擇模擬退火法 (Simulated Annealing, SA)、禁忌搜尋法 (Tabu Search, TS) 與爬坡法 (Hill-Climbing) 加以測試與分析比較，以模擬退火法的表現最佳。

陳信宇 (2001) 認為救援物資配送是救災工作中之重要一環，快速且具效率地將外界大量援助物資輸送入災區各需求點有助於提昇救災效率。經由對現行震災物流系統運作機制之探討與設計，以數學規劃方法構建震災物流系統決策模式，以解決物資供需、物流據點選擇、物資配送與路線選擇等決策問題，並應用地理資訊系統與 Lingo 軟體建立資料庫並配合電腦演算求解，以驗證決策模式之可行性與功能。且提出震災物流系統之主要特性為：(1) 注重事前規劃，並不斷演習，才可快速反應，減少初期之混亂 (2) 救災具有時效性，故決策者之考量以快速運送為主 (3) 交通設施受損，需尋求替代道路或依賴直昇機輔助運送 (4) 災後交通混亂，物資運輸車輛延誤抵達，減低系統之效率 (5) 緊急運輸車輛之調度，需緊急徵召民間車輛配合 (6) 各種物資於不同時期需求比例不同，需有效調查災區不同時期之物資需求種類與數量，才能滿足災民之需求。震災各時期物流工作如圖 2-2 所示。

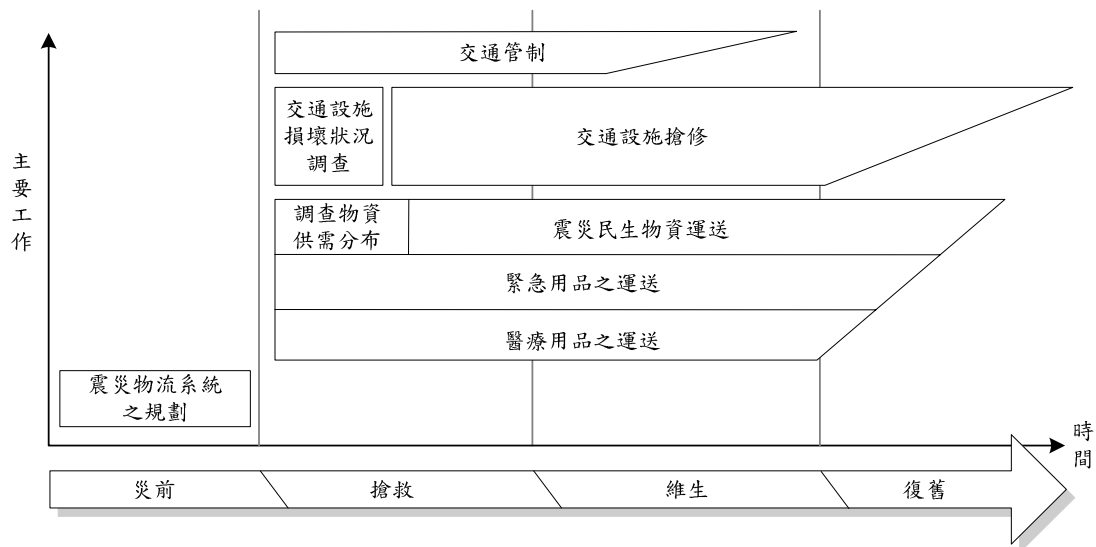


圖 2-2：震災各時期物流工作
 (資料來源：陳信宇，2001)

陳春益、蔡坤穆等人(2002)曾建構國內震災物流體系，以期在震災發生時能即時調用人力、物力與物流設備，進行震災物流作業；此救災體系包括震災物資供給面、物流中心運作面以及發放面，並與政府及慈濟功德會之救災體系做比較。研究同時構建震災物流決策支援系統，建議震災配送系統應根據震災程度(高度/中度/低度)決定行政與物流合併或分流，並可透過決策資源系統之交談式系統協助決策者使用資料與模式來解決震災物流的問題。該決策支援系統具有資料庫管理系統、空間資料庫管理系統、模式庫管理系統等子系統，並提供區位選擇、車輛排程、車輛路線規劃等模式。文後建議物資配送應以維生包為主，熟食烹煮食材為輔，以提供災民營養食品並提昇物資配送服務品質。

鄭欣蓉(2000)提出緊急物資的配送為救災系統中重要的一環，如何有效地分配與調度物資以避免浪費或堆置無用，將是決定此救災配送系統優劣的關鍵，並比較賑災物流與一般企業物流之特性(如表 2-2)。此研究認為賑災物資配送系統屬於區位一分派問題，除了追求經濟上的效率外，「公平」亦須納入模式的目標。研究中亦指出在賑災物流系統中，如何取得各項參數亦為一項重要的課題，並以模糊多目標規劃方法構建賑災物流系統之配送模式，由物資轉運站的設置規

劃以及配送路線選擇最佳化的觀點著手，考慮總成本最小、總旅行時間最短以及最大化最小滿意度等多目標，並透過 Lingo 數學規劃軟體輔助求解，以在最短的時間內將物資作公平的分配，並快速的送達災區使其能充分有效地利用。

表 2-2：賑災物流系統與一般物流系統之異同

比較項目	一般物流系統	賑災物流系統
系統目標	利潤最大	兼顧公平與效率
角色對應	工廠	物資收集點
	物流中心	物資轉運中心
	顧客	物資需求點
設施特性	常設性	臨時性
	實質存在	可以是虛擬的點
規劃時程	長期－區位 中期－車隊規模 短期－排程	具急迫性，在最短的時間內需作出不壞的決策
演算效率與最佳化之權衡	較重視最佳化	較重視演算效率
區位－配送模式設計	往返式配送 巡迴式配送	往返式配送

(資料來源：鄭欣蓉，2000)

施佑林 (2004) 針對實務上兼顧災點搶修時間與物資配送時間最短之目標，考量災後搶修與緊急物資配送之相關限制，構建一多目標之災後搶修工程與緊急物資配送模式，以供決策單位有效率決定災害搶修與緊急物資配送之順序，並於有限時間內找出最佳搶修效益和物資配送之計畫排程。網路構建利用時空網路流動技巧，分別構建災點搶修時空網路與賑災物流時空網路，並以整數流動方式定義工作隊與物資於時空中之排程，再加上實務限制，以符合實際的搶修工程與配送物資作業。模式定式為一多目標混合整數多重貨物網路流動問題，最後以 C 程式語言並配合數學規劃軟體，以有效求解問題。

宋明安 (2005) 探討震災初期供需失衡時權重給定及將災區需求屬性聚類分群，並配合指派模式構建一緊急救災物流輸配送系統。模式包括前端「物資指派」及後端「物資配送」兩部份，首先依其對物資需求之急迫性予以聚類分群，並指派至各區域型配送中心；再以數學方法計算出各災區對於物資配送之權重及其配送之優先順序，以避免災害發生初期時供需失衡問題。同時採用互動式多階層規

劃法將救災物流輸配送系統分成上游決策與下游運作兩個層級，兩層級間並有交互影響之關係，進而提升整體系統之最佳化。

張國松（2005）以相關都市安全防災文獻理論為基礎，訪談九二一震災當時實際參與救援物資需求面、供給面、配送面救災人員之經驗與建議，進而分析物資支援據點之區位、交通及空間機能特性；並參考民間物流業物資物流管理模式，建立震災時契約徵用管理機制，以供政府於都市計畫通盤檢討規劃都市防救災體系時之參考。研究並以臺北市環南市場更新改建工程案為例，檢視環南市場於都市防災體系中扮演全市型物資支援據點之功能與角色，並探討引入及結合民間物流業之物資物流管理機制之可行性。

張志能（2006）透過對國內相關救災規劃與負責部門首長及具有實際經驗之專家進行諮詢訪談，在現行災害救助體系中，研擬可行之救災物流體制與執行組織架構。並將救災物流系統架構分為三階段（1）「承平期」著重於資料蒐集與分析、教育與訓練及救災物流預警系統的建立等；（2）「救災期」著重於統一指揮體系、整合救災物流資源及預防二次災難的發生等；（3）「回復期」著重於復原重建所需之資源分配。此架構透過救災物流系統之運作與整合，解決現行救災物資運輸、集散、儲存、配送等管理問題。

2.2 資料融合概述

2.2.1 資料融合之簡介與定義

資料融合（Data Fusion）技術發展始於 1980 年代後期，美國國防部最初將（U.S. Department of Defense）資料融合用於軍事偵查與基地作戰管理系統，其主要目的在於處理不同來源與格式之資料，透過一有系統之架構與演算法之處理，而成為規劃分析者所需之有效資料，資料融合之定義整理如表 2-3。近年來，陸續有研究將其應用於機器人、影像處理、交通管理與智慧型運輸系統等其他非

軍事領域。如：透過資料融合技術將各式交通資料來源(包含固定式車輛偵測器、影像偵測器、GPS 探測車或駕駛人路況回報等)進行篩選與結合後，提供給交通管理中心進行交通控制策略之擬定。

表 2-3：資料融合定義

部門	定義
美國國防部	有關自動偵測、處理、相關、估計及單一或是多種資料來源之整合，進行多層級、多事件之處理程序
美國華盛頓州運輸部	利用中央資料處理器來整合數個來源的資料，以提供綜合且精確的資訊
IEEE 地理科學與遙測學會	透過不同儀器或來源，整合其空間與時間資料，用以進行資料處理以及解讀之程序

(資料來源：本研究整理)

2.2.2 資料融合之方法及分類

資料融合可用單一或是多種處理程序來整合資料，也依提供給使用者資訊的程度不同而有所區分。美國國防部將資料融合程度劃分為主要三個等級(如圖 2-3)，有時會加上等級 0 做為資料先前處理階段與等級 5 代表將各層級之融合處理程序整合以更詳盡處理，並加以評估。

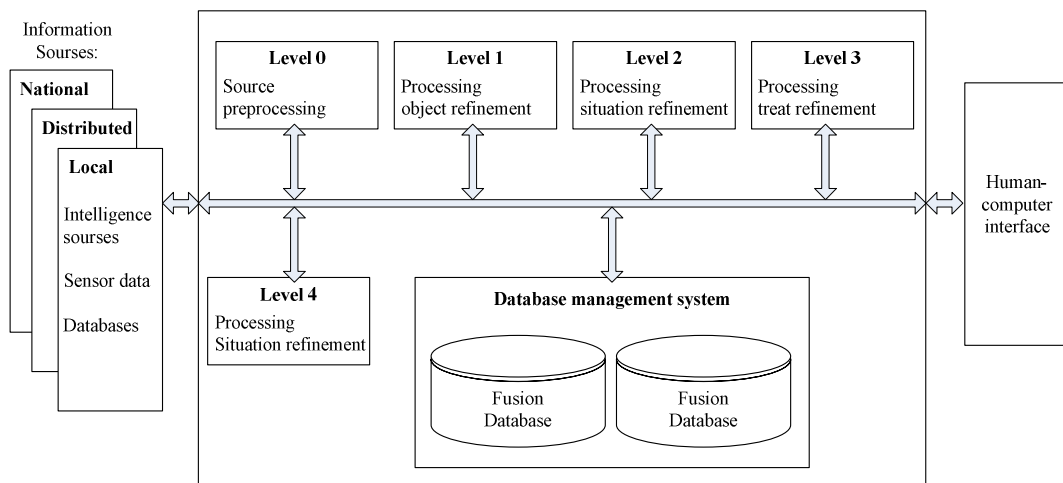


圖 2-3：美國國防部資料融合架構

(資料來源：Klein, L. A., 2001)

Level 1：對收集到的原始資料做篩選及過濾，將極端值與不符合常理的部分刪除或加以修正，使得修正後的資料較能代表實際的情況，屬於低層次處理程序。

Level 2：將兩個或兩個以上來源的資料，給予適當的權重，使其融合以提供一個較可靠的資訊，屬於高層次處理程序。

Level 3：對 *Level 2* 的資訊加以解釋及說明，並提供解決的方案供使用者參考，屬於高層次處理程序。

根據上述三個主要等級，Linn R. & D. Hall (1991) 將適用的資料融合演算法分為資料關聯、狀態估計、認證融合、形態辨識及人工智慧等五大類，並再細分成十種技術，資料融合方法及分類整理如表 2-4 所示。

表 2-4：常見資料融合方法

融合層級	融合方法	融合技術
<i>Level 1</i>	資料關聯	Figure of Merit Gating Techniques
	狀態估計	Kalman Filters
<i>Level 2</i>	認證融合	Bayesian Decision Theory Dempster-Shafer Evidential Reasoning Adaptive Neural Networks
	形態辨識	Cluster Methods
<i>Level 3</i>	人工智慧	Expert Systems Blackboard Architecture Fuzzy Logic

(資料來源：Linn R. & D. Hall, 1991)

2.2.3 資料融合相關文獻

選擇資料融合方法整合資料，需依收集到的資料特性，以及欲提供給使用者的資訊等級加以選擇。本研究之主要目的為融合不同來源的地震傷亡資料，以提供較符合災情的資訊給決策者，因此等級 2 的資料融合方法，較適合本研究使用，資料融合文獻回顧將著重於等級 2 的資料融合方法（如表 2-5）。

表 2-5：資料融合相關文獻

研究者	時間	簡介
Otman B. Basir, Helen C. Shen	1992	於其研究中應用資料融合技術於機器人領域，並提出以團隊共識法來降低機器人內各偵測器觀測值的衝突，或者是單一偵測器的準確度不高的情況，並使用 Shannon Entropy (信息熵) 來求出修正的權重，熵為信息理論的重要觀念，用以描述關於不確定性的數學度量。團隊共識法主要的概念是以可能出現的集合機率來表示效用函數，由於每一個效用函數皆會影響其他偵測器的效用函數，因此必須對其他的效用函數加以修正，直到收斂為止，如此各個資料來源則會得到一個最佳的權重。其研究所提出之方法會使得融合後的資料具有最小的熵值，能降低資訊的不確定性，並以機器人的辨識系統來做模擬測試。
Huadong <i>et al.</i>	2002	提出以權重 Dempster-Shafer 理論 (Weighted Dempster-Shafer Theory)，利用會議中聲音及影像，判斷正在講話的人與欲交談的對象。其理論主要原理在於當偵測器或其他資料來源無法確定其事件之機率為百分之百時，可以以演算法計算各偵測器的事件分類機率，再依 Dempster 法則進行事件間相互連結之關係。Huadong <i>et al.</i> 於 2003 在其後續研究更進一步地提出動態權重 Dempster-Shafer 理論 (Dynamic Weighted Dempster-Shafer Theory)，以同樣的實驗數據來比較此四種方法 (線性加總、DS 理論、權重 DS 理論及動態權重 DS 理論) 的成果，結果顯示，以動態權重 DS 理論來融合資料，有較高的正確率。
曾治維	2004	將 Dempster-Shafer 理論應用於交通資料整合上，將速率資訊轉換成道路服務水準，以表達交通壅塞程度。其模式給予不同資料來源不同的權重，透過此權重可以去整合來自不同資料來源的交通原始資料。此外，為了解決兩資料來源的衝突，其模式先將兩組資料平移，依照其樣本數與標準差的特性，移至同一平均值之後，再處理資料融合的程序。此研究結果發現雖然其模式能降低兩資料來源的衝突，卻容易將資料平移至樣本數較多之來源的平均值，若在誤差較大的情況下，融合後的結果則較不盡理想。
吳欣潔	2004	此研究將熵應用於交通資料的融合，以最佳權重法發展資料融合演算法，使得融合後的交通資訊有最小的不確定性，並以道路服務等級對交通資料做分類，計算出各資料來源的熵再加以處理。其研究認為路段上車速觀測值的異常可以反應在不確定性上，但是卻無法得知其固定誤差，且計算的熵值與資料分類的標準有關。
吳瑞豐	2005	其研究以最佳權重法來融合多種異質的交通資料，並以中以 Shannon Entropy (信息熵) 表示其資料不確定性，模式並提出距離權重法來改善明確分類方式所造成的偏誤。最後以電腦模擬的方式，來評估模式的適用性，測試結果顯示以距離權重法來分類資料，可降低分類邊界的影響，也可改善資料過度集中或分散所造成的偏誤。
Ruey <i>et al.</i>	2001	其研究使用類神經網路法融合 GPS 探針車與固定式車輛偵測器的資料，推估主要幹道上的平均車速。並使用了 1032 筆的歷史資料做為訓練範例來校估權重，其融合後的結果與單一來源估計相比，可降低超過 50% 的誤差，但無法修正車速因車輛停等紅綠燈所造成的誤差。
李穎	2001	此研究融合國道客運班車 GPS 資料、車輛偵測器資料、事件資料等真實資料，以類神經網路法尋找各項資料來源其參數與旅行時間之關係，並分別探討四種不同路段切分方式其旅行時間預測績效。另構建少量資料即可運作的旅行時間預測模式，以因應未來資料取得不便的可能狀況。最後以真實車流資料進行驗證；實證分析分別從使用者觀點與管理者觀點採用不同評估指標加以驗證，確認了類神經網路於國內高速公路旅行時間預測之實務應用可行性與高度準確性。
吳金杰	2004	其研究運用微觀角度之車流模擬程式產生車輛偵測器與探測車資料，並構建使用探測車單一資料來源之浮動加總旅行時間預測模式，以融合車輛偵測器與探測車資料。並運用類神經網路構建雙資料來源之類神經資料融合旅行時間預測模式，進而探討不同流量型態、不同資料收集時距、不同探測車比例等相關參數之實驗組合。其研究所構建之浮動加總旅行時間預測模式與類神經資料融合旅行時間預測模式，預測效果良好，皆屬於『高精準預測』。

(資料來源：本研究整理)

2.2.4 最佳權重法

本研究參考吳欣潔（2004）所發展之最佳權重資料融合演算法與架構，建構災情消息資料融合模式，以整合各消息來源所發佈之傷亡人數消息。此法應用信息熵（Shannon Entropy）代表各事件之不確定程度（Uncertainty），以決定資料融合之最佳權重，再以加權平均法之方式將資料加以融合，熵與最佳權重法將分述如後。

（一）熵（Entropy）

熵（Entropy）為一種不確定程度的表示方式，由德國物理學家 R. Clausius 於 1850 年代提出，主要應用於熱力學領域，量測熱力系統中的能量。1948 年 C. Shannon，將熵引入信息理論（Information Theory）領域中，藉以描述關於不確定程度的數學量度，並稱之為信息熵（Shannon Entropy），由於其型式與熱力學中相同，因此也簡稱為熵（Entropy）。C. Shannon 假設某樣本空間 j 內含有 n 個事件，每一事件發生機率為 p_i ，為了量測此樣本空間的不確定程度，可定義一函數 $H_j(p_1, p_2, \dots, p_n)$ ，並符合以下特性（C. Shannon, 1948）：

- (1) 對於固定 n 個事件， H_j 為 p_1, p_2, \dots, p_n 的連續函數。
- (2) 若 $p_i = \frac{1}{n}$ ，則對應的 $H_j\left(\frac{1}{n}, \dots, \frac{1}{n}\right)$ 應該為 n 的單調遞增函數。
- (3) 若某一試驗分解成多個試驗，則原先的 H_j 值應為相應的各個 H_j 值之加權和。

滿足上述特性之函數 $H_j(p_1, p_2, \dots, p_n)$ 可依據熱力學熵理論，推導為 2.1 式之型式，其特性整理如表 2-6：

$$H_j(p_1, p_2, \dots, p_n) = K \sum_{i=1}^n p_i I_e = -K \sum_{i=1}^n p_i \log_c p_i \dots\dots\dots (2.1)$$

其中， H_j 即為信息熵之值，表樣本空間 j 之不確定程度，其值越大，

表示樣本空間之不確定程度也就越大， $j=1, 2, \dots, m$ ；

p_i 代表樣本空間 j 中每一事件所發生機率， $i=1, 2, \dots, n$ ；

$I_e = -\log_c p_i$ 即每一事件所包含之信息量；

K 為正的常數，用以表示衡量單位之轉換；

c 則為對數之底數；C. Shannon 常以 $K=1$ 、 $c=2$ 來做為其計算熵值之常數設定，即以 2 為底之信息量度量公式。

由上式可知，信息量 $I_e = -\log_c p_i$ 之大小由每一事件發生機率決定 p_i ，其發生機率 p_i 越小，所計算出信息量 I_e 越大，即事件發生之不確定程度越高；而當事件出現某種結果之機率越高，即表示事件發生之不確定程度越低。

表 2-6：Shannon Entropy 之特性

編號	特性說明
1	當一個機率為 0 的集合增加時，其熵值不會改變， 即 $H(p_1, p_2, \dots, p_n) = H(p_1, p_2, \dots, p_n, 0)$ 。
2	若各集合的機率分佈的排列改變，熵值不會改變，如： $H(p_1, p_2, \dots, p_n) = H(\text{perm}(p_1, p_2, \dots, p_n))$ 。
3	Shannon Entropy 為一連續的函數。
4	若可能發生事件的數目固定，則最大的熵值出現在均勻分配的時候， $H(p_1, p_2, \dots, p_n) \leq H\left(\frac{1}{n}, \frac{1}{n}, \dots, \frac{1}{n}\right)$ 。
5	若所有集合的機率相同，則可能出現的集合數愈多，熵值愈大。
6	Shannon Entropy 為非負數，且為一凹形函數。
7	若某一事件的發生機率為 1，則熵值為 0。

(資料來源：整理自吳瑞豐，2005)

(二) 最佳權重法 (The Optimal Weighting Scheme)

最佳權重法給予系統中各樣本空間一適當權重，以衡量各樣本空間不確定程度對其系統之影響，並予以加總後最小化，使融合後之系統擁有最低的總不確定程度。吳欣潔 (2004) 則計算各樣本空間之熵值，以表示其不確定程度，再以最佳權重法為基礎發展資料融合演算法。其模式首先假設一樣本空間 j 之不確定程度為 H_j ，則系統之總不確定性如 2.2 式：

$$T = \sum_{j=1}^m H_j \dots\dots\dots (2.2)$$

其中， T 表系統之總不確定性；

H_j 表樣本空間 j 之不確定程度，即樣本空間 j 之熵值，

$j = 1, 2, \dots, m$ 。



為了使各樣本空間 j 擁有一適當權重 W_j ，Otman *et al.* (1992) 以最小平方方法構建最佳化問題，使得系統中各樣本空間不確定程度之平方和為最小。其最佳化問題如下：

$$\text{Minimize } \sum_{j=1}^m W_j^2 H_j^2 \dots\dots\dots (2.3.1)$$

$$\text{Subject to } \sum_{j=1}^m W_j = 1 \dots\dots\dots (2.3.2)$$

$$W_j > 0 \dots\dots\dots (2.3.3)$$

其中，2.3.1 式將 $\sum_{j=1}^m W_j^2 H_j^2$ 最小化，使得不確定性較高的樣本空間，對應至較小的權重。2.3.2、2.3.3 式則表示所有消息來源權重之總和為 1，且各樣本空間之權重皆大於 0。並以拉氏鬆弛法 (Lagrangian Relaxation) 求解上述最佳化問題，其求解過程如下：

$$Z = \sum_{j=1}^m W_j^2 H_j^2 - \rho \left[\sum_{j=1}^m W_j - 1 \right] \dots\dots\dots (2.4.1)$$

由 2.4.1 式中將 Z 分別對 W_j 與 ρ 偏微分，並使一階導函數為 0，可求得：

$$W_j = \frac{\rho}{2H_j^2} \dots\dots\dots (2.4.2)$$

$$\sum_{j=1}^m W_j(\rho) = 1 \dots\dots\dots (2.4.3)$$

綜合上列 2.4.2、2.4.3 式可得：

$$\sum_{j=1}^m \frac{\rho}{2H_j^2} = 1 \dots\dots\dots (2.4.4)$$

$$\Rightarrow \rho = \frac{2}{\sum_{j=1}^m H_j^{-2}} \dots\dots\dots (2.4.5)$$



將 3.5.5 式代入 3.5.2 式即可得樣本空間 j 之權重。

$$W_j = \frac{1}{H_j^2 \sum_{i=1}^m H_i^{-2}} \dots\dots\dots (2.5)$$

2.5 式即為樣本空間 j 之最佳權重，可代表系統中各樣本空間之不確定程度。由式中可知，其權重 W_j 與其熵值 H_j 的平方和成反比，因此熵值大（不確定程度高）之資料，會分配到較低的權重；反之，熵值小（不確定程度低）的資料，則會分配到較高的權重，透過此法以降低總系統的不確定性。

推導出各樣本空間之最佳權重後，即可以加權平均法將資料加以融合，如式 2.6 所示。經資料融合程序處理後之值 X ，即為由來自樣本空間 j 之資料 X_j ，再乘上其最佳權重 W_j 後加總所得，其模式流程如圖 2.4 所示。

$$X = \sum_{j=1}^m W_j X_j \dots\dots\dots (2.6)$$

其中， X 表經資料融合後之值；

W_j 表樣本空間 j 之最佳權重；

X_j 為來自樣本空間 j 之資料。

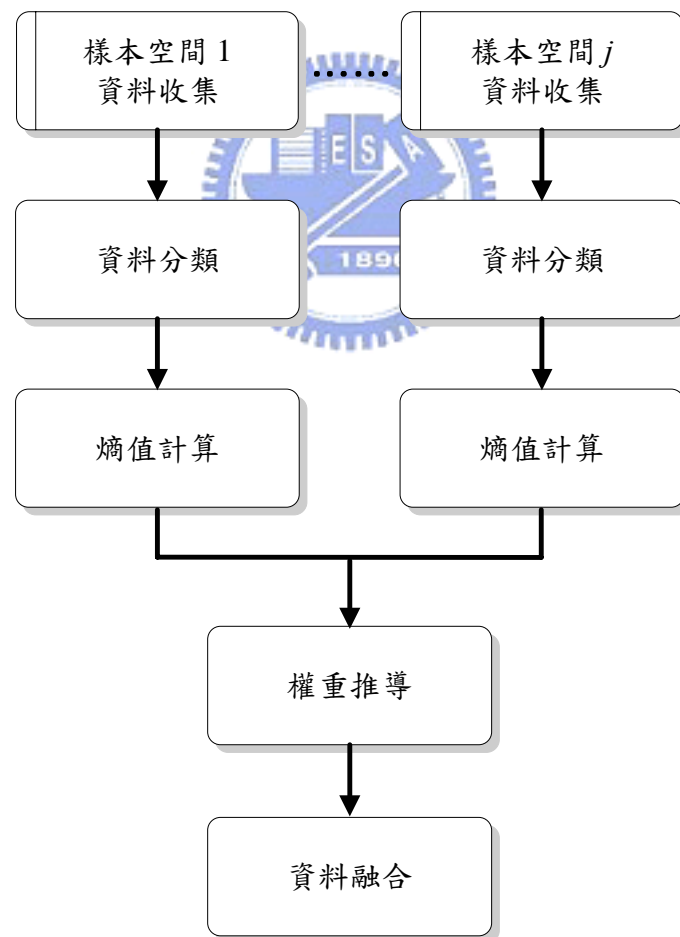


圖 2-4：資料融合使用最佳權重法演算流程
 (資料來源：修改自吳欣潔，2004)

2.3 類神經網路概述

2.3.1 類神經網路之定義及運作

類神經網路 (Artificial Neural Network, ANN) 或譯為人工神經網路，係模仿人類神經網路運作機制所建構的一種計算系統。葉怡成 (2001) 對類神經網路較為精確的定義為：「類神經網路是一種計算系統，包括軟體與硬體，它使用大量簡單的相連人工神經元來模仿生物神經網路能力。人工神經元是生物神經元的簡單模擬，它從外界環境或者其他人工神經元取得資訊，並給予非常簡單的運算，最後輸出其結果到外界環境或者其他人工神經元」。

由上述定義可知，類神經網路組成基本單元稱為人工神經元 (Neuron) 或處理單元。圖 2-5 為一基本人工神經元之組成，其輸出值與輸入值的關係式，可以利用輸入值的加權乘積和之函數來表示 (葉怡成，2001)，人工神經元主要元件與運作說明整理如表 2-7。



$$y_k = f\left(w_{ok} + \sum_{i=1}^n w_{ik}x_i\right) \dots\dots\dots (2.7)$$

其中， y_k = 模仿神經元模型的輸出訊號。

$f()$ = 模仿神經元模型的激發函數 (Activation Function)。

w_{ik} = 模仿神經元模型的神經節 (突觸)，即權重 (Weight)。

x_i = 模仿神經元模型的輸入訊號。

w_{ok} = 模仿神經元模型的閾值，又稱為偏權值，可視為一誤差項。

$uq = \sum_{i=1}^n w_{ik}x_i$ = 彙整各神經元訊息之加總機制 (Summing Device)。

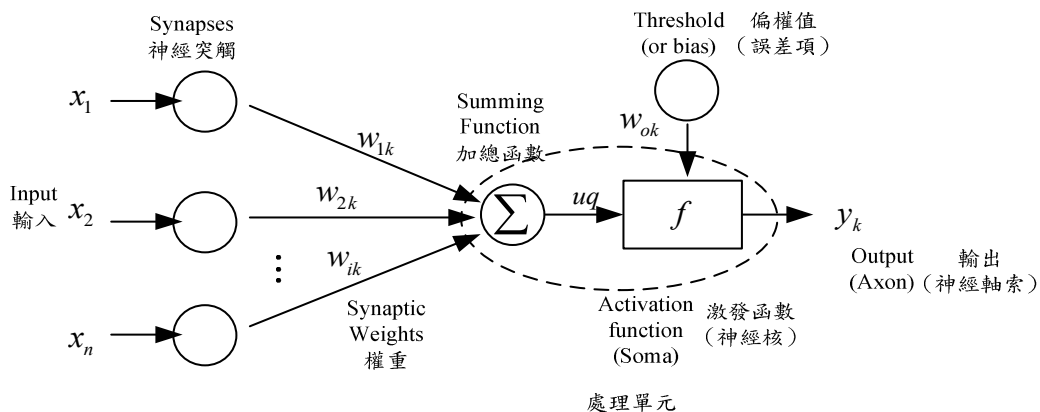


圖 2-5：類神經網路之人工神經元

(資料來源：修改自 Fredric and Kostanic, 2001)

表 2-7：人工神經元主要元件與運作說明

主要元件	運作說明
輸入 (Input) 信號與權重 (Weight)	每一人工神經元均有一組附權重之神經突觸， x_i 代表輸出到第 i 個突觸之訊息，且透過突觸的輸入信號權重 w_{ik} 加權後連結到神經元。其中，權重之大小代表上層神經元之影響程度，權重越大代表影響程度越強；權重之個數由網路結構所決定，其求解則需透過特定之學習法則 (Learning Laws)。
加總機制 (Summing Function)	加總機制是將所有輸入信號乘上神經突觸之權重，再與以加總而得到 uq 。
激發函數 (Active Function)	激發函數 $f()$ 之用途在於限制神經元輸出 y_k 之振幅限制。其目的在於將神經元所接收到的信號，透過類似神經細胞核調變處理的功能將其轉換輸出。經轉換過的訊息，其值域大致會落在一小範圍內，可減少資料變異程度，提高預測準確率，同時也具有資料正規化 (Normalizing) 之功能。常用的函數包括：(1) 等式 (2) 二元階梯函數 (3) 二元雙彎曲函數 (4) 二級雙彎曲函數，以第三種形式最常被採用。(馮正民、邱裕鈞，2004)
偏權值 (Threshold)	偏權值 w_{ok} 或初始門檻值參數，通常從外部加入，使累積輸入到激發函數的值降低，所以可視為一個偏移 (Bias) 或誤差項；在網路中的所有神經元均提供一個偏權值。藉由調整權重值或偏權值參數，便可進行訓練類神經網路之工作。

(資料來源：整理自 Fredric and Kostanic, 2001)

網路架構主要則由「神經元」組成「層 (Layer)」，再由最後由「層」組成「網路 (Net)」，以模仿人類神經網路；層與層之間神經元以突觸互相連結，並附有權重以表達其影響程度。網路基本架構一般分成輸入層 (Input layer)、隱藏層 (Hidden layer)、輸出層 (Output layer) 三層，如圖 2-6 所示。其中，輸入層

與輸出層分別用以表現網路之輸入與輸出變數，各層上之神經元個數，則視解釋變數個數；隱藏層主要提供輸入與輸出層間數據的綜合計算功能，在類神經網路之設計上不必然存在，但其個數也可為多層設計。一般有隱藏層之網路模式預測績效較佳，隱藏層愈多，網路運算會愈複雜費時。一般3層之網路架構（隱藏層1層）已能處理絕大部份之複雜問題，亦為最為常見之架構。

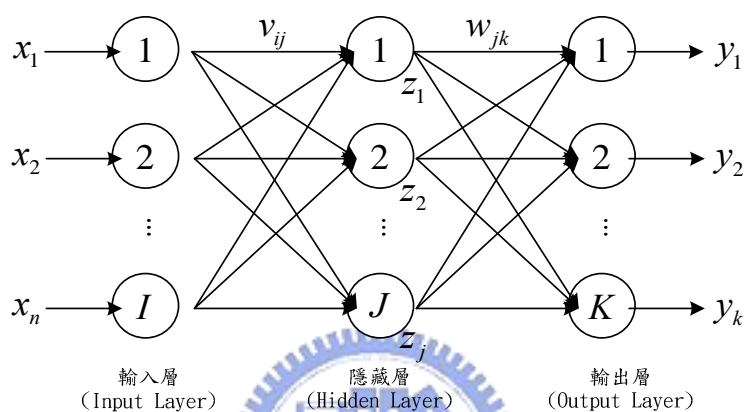


圖 2-6：類神經網路之基本架構

2.3.2 類神經網路之分類與特性

類神經網路通常有二種分類方式，一種則是以網路架構分類，即以人工神經元的連結方式做分類標準；另一種則依學習演算法則（Learning Algorithm）來分類，係指 ANN 權重之求解方法，即訓練網路過程及權重求解之方法。各類類神經網路之主要應用與特點分別整理如表 2-8、2-9 所示，其分類簡介如下：

（一）監督式學習網路（Supervised Learning Network）：

從問題領域中取得訓練範例（包含輸入及輸出變數值），並從中學習輸入變數與輸出變數的內在對映規則，以應用於新的案例（利用輸入變數值，推論輸出值），採用此學習方式之網路可應用於分類問題與預測問題。主要

模式有感知機網路(Perceptron Network, PN)、倒傳遞網路(Back-Propagation Network, BPN)、機率神經網路(Probabilistic Neural Network, PNN)、反傳遞網路(Counter-Propagation Networks)等。其中，以倒傳遞網路為目前使用最普遍的網路模型之一。

(二) 非監督式學習網路(Unsupervised Learning Network):

從問題領域中取得訓練範例(只有輸入變數值)，並從中學習範例的內在聚類規則，以應用於新的案例(依據輸入變數值，推論它與那些訓練範例屬同一群聚的應用)，多應用於求解群落分析與樣本識別問題。此外，無監督式應用可作為監督式應用的前端處理。此類網路包含如自組特徵映射圖網路(Self-Organization Map, SOM)、自適應共振理論網路(Adaptive Resonance Theory Network, ART)。

(三) 聯想式學習網路(Associate Learning Network):

從問題領域中取得訓練範例(狀態變數值)，並從中學習範例的內在記憶規則，以應用於新的案例(只有不完整的狀態變數值，必須推論其完整的狀態變數值)，資料擷取應用與雜訊過濾應用屬之。如霍普菲爾網路(Hopfield Neural Network)與雙聯想記憶網路(Bi-direction Associate Memory, BAM)。

(四) 最適化應用網路(Optimization Learning Network):

對一問題決策其設計變數值，使其在滿足設計限制條件之下，促使設計目標達到最佳狀態。多應用於求解有限制式的最佳化問題，設計與排程問題應用屬之。主要模式包含如霍普菲爾—坦克網路(Hopfield-Tank Neural Network)、退火神經網路(Annealed Neural Network)等。

表 2-8：類神經網路之主要應用

類型	模式	主要應用領域
監督式 學習網路	感知機	字母識別
	倒傳遞網路	樣本識別、分類問題、函數合成、適應控制、雜訊過濾、資料壓縮、專家系統、預測
	機率神經網路	樣本識別、分類問題
	學習向量化網路	樣本識別、分類問題
	反傳遞網路	樣本識別、函數合成、資料壓縮、分類問題
非監督式 學習網路	自組特徵映射圖網路	拓撲樣射、聚類問題
	自適應共振理論網路	樣本辨識、聚類問題
聯想式 學習網路	霍普菲爾網路	聯想記憶問題、雜訊過濾、資料擷取
	雙聯想記憶網路	雜訊過濾、資料擷取
最適化 應用網路	霍普菲爾—坦克網路	組合最適化問題
	退火神經網路	組合最適化問題

(資料來源：修改自葉怡成，2000)

表 2-9：常用類神經網路特點對照表

類神經網路名稱	特 點
倒傳遞網路	<ol style="list-style-type: none"> 1. 可解 XOR 問題 2. 應用最普遍 3. 成功案例多 4. 學習精度高 5. 學習進度慢 6. 回想速度快 7. 理論簡明
機率神經網路	<ol style="list-style-type: none"> 1. 學習速度快 2. 回想速度慢 3. 理論簡明
學習向量化網路	<ol style="list-style-type: none"> 1. 學習速度快 2. 回想速度快 3. 理論簡明
自組特徵映射圖網路	<ol style="list-style-type: none"> 1. 學習速度快 2. 具有鄰近區域觀念
自適應共振理論網路	<ol style="list-style-type: none"> 1. 網路具穩定性 2. 網路具可塑性 3. 學習速度快 4. 模式非常複雜 5. 具警戒值觀念
霍普菲爾網路	<ol style="list-style-type: none"> 1. 學習速度快 2. 回想速度慢 3. 理論簡明 4. 平行處理 5. 聯想性 6. 分散式儲存 7. 模擬即時性
模糊類神經網路	<ol style="list-style-type: none"> 1. 最適合不明確資料處理

(資料來源：林鄉鎮，1997)

2.3.3 類神經網路於災害防治之應用

類神經網路的應用領域十分廣泛，而應用於災害防治，如核災緊急應變計畫之規劃以及颱風、水災、地震災害、土石流災害等天然災害之災害防救與損失評估，均有不錯之成效，類神經網路於災害防治領域應用如表 2-10。

表 2-10：類神經網路於災害防治領域應用

研究者	時間	研究名稱	簡介
王錦楨	2005	以模糊類神經網路建立液化潛能評估模式	該研究結合模糊理論，建立模糊類神經網路系統，且因每次地震所引發土壤液化現象，包含太多不確性，且深受現地地質條件、現地應力情況及當時地震參數影響。故其模式中不侷限將所有資料利用同一類神經網路進行分析，而是依照資料特性加以分類找出其隱藏性規則，針對性質相近的資料群，給予一類神經網路學習。並利用所蒐集 466 組數據進行訓練與測試，皆有超過 95% 的液化判定成功率。
陳昭蓉	2004	以倒傳遞類神經網路作為規劃震災後災民疏散系統之應用	其研究以倒傳遞類神經網路，結合地理資訊系統，構建一套避難區位指派模式，規劃在大型震災後人員的疏散與指派，以達成在有限的空間與時間限制下，順利且公平的指派人員。透過類神經網路模式對災民人數、收容場所人數、及各對應之避難場所距離，進行訓練學習之動作，以供進行區位指派分析，俟其分析完成後，再將分析所得回饋至地理資訊系統中，將設施區位結構與分派情形在地圖上顯示出來。
張淵鈞	2003	類神經網路於建物震害損毀度預測模式之建構及災害對應管理支援系統之研究	該研究以嘉義市為實證研究地區，利用地理資訊系統與台灣災害管理系統 (Haz-Taiwan) 建構都市防救災據點之資料庫系統，並以類神經網路於建物震害損毀度預測之應用，且與以往相關研究中所建構之羅吉斯模式相比較，結果證明類神經網路具有預測建物震害損毀度之能力，且誤判率略低於羅吉斯模式之預測結果。最後藉以網際網路地理資訊系統之災害地理資訊網路傳輸載具概念，展示防救災據點空間資訊、建物震害預測結果及提供防救災資訊情報的傳達機制，以作為地區性防救災的對策擬定之參考依據。
許瑞文	2003	地理資訊系統—類神經網路土石流潛勢判定方法	其研究結合地理資訊系統所提供的空間分析能力，並且應用類神經網路訓練模擬分析，以南投縣為研究區域，提供判定縣內各溪流因桃芝颱風侵襲下是否發生土石流之方法，進而減輕或取代現場調查作業方式以符合經濟效益。研究結果建議採用二層隱藏層各六個神經元之倒傳遞類神經網路結構，判定結果為訓練數據集判定正確率約 71%；模擬數據集判定正確率約 64%。
丁裕峰	2003	併聯式類神經網路於水文事件之分析與應用	此研究提出一新型併聯式類神經網路架構，並以自組特徵映射圖類神經網路為基礎，與共軛梯度倒傳遞類神經網路進行比較，探討不同類神經網路對於不同水文事件之合適性，從而提出結合不同網路架構的併聯式類神經網路以改進其推估不同水文事件之能力，解決傳統單一架構類神經網路之缺點。並以蘭陽溪流域下游之蘭陽大橋流量站為研究對象，驗證併聯式類神經網路、與單一類神經網路對於蘭陽溪流域暴雨事件的洪流量推估效能；由結果的比較可證實併聯式類神經網路有最好的效能表現。
徐新益	2000	結合類神經網路與空氣污染預報模式應用於核災應變系統之研究	該研究主要在探討以類神經網路模式作為診斷風場的可能性，並利用實際氣象觀測資料為依據，評估傳統診斷風場模式與類神經網路模式間之差異。最後結合空氣污染擴散模式與劑量評估模式，構成核災緊急應變系統。主要研究成果顯示類神經網路收斂效果良好，對於風場診斷之能力值得肯定，特別是在局部風場特徵之捕捉，由主觀分析圖上可以獲得驗證。

(資料來源：本研究整理)

2.3.4 自組特徵映射圖網路

自組特徵映射圖網路 (Self-Organizing Map, SOM) 於 1980 年首先由 Teuvo Kohonen 提出，屬於非監督式學習，同時也屬於競爭式的網路架構。非監督式學習網路在學習訓練過程中，輸入範例僅需提供輸入資料，而不提供輸出資料，網路依照輸入資料的特性直接學習以及調整權重，以應用於新的案例，推論新案例與哪些訓練範例屬同一聚類的應用，此類演算法多用於聚類型的類神經網路，可降低高維度系統的複雜性。自競爭式學習的網路架構，則是輸入神經元間互相競爭，只有唯一贏得優勝者則成為優勝單元，為該群組中最具代表性的範例。僅有優勝單元進行權重調整，其餘神經元則不被調整。綜合以上特性，自組映射圖網路相當適合進行辨識分類與歸納分析等處理，而在許多科學領域已有許多應用成果，如語言學家分析語言、商業管理者對市場反應作分類處理、影像圖樣作分類處理等。

其演算法主要方式是以特徵映射的方式，將任意維度的輸入向量，映射至較低維度的特徵映射圖上，如一維或二維的映射圖，如圖 2-7。

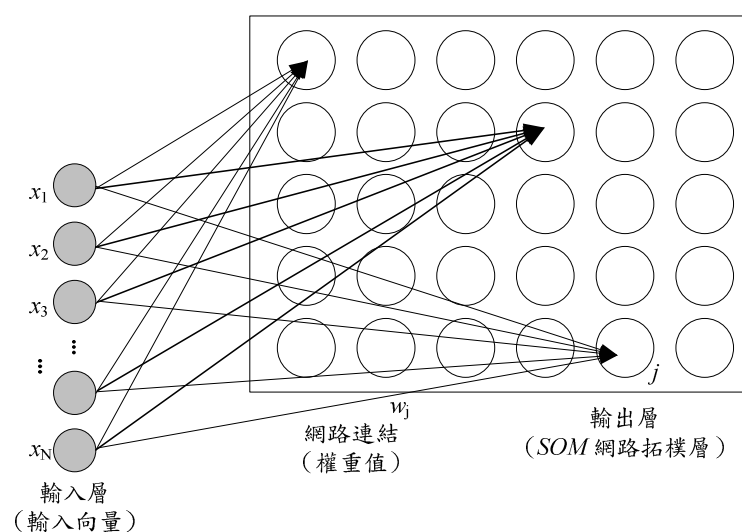


圖 2-7：二維矩陣的 SOM 架構圖

(資料來源：修改自張斐章、張麗秋，2005)

輸入網路參數與訓練範例值後，自組特徵映射圖網路即開始計算該神經元之
權重與輸入向量間的距離，距離愈近者，代表其相似程度愈高。並選取距離最短
者，為該群組中最具代表性的範例，即為優勝神經元。優勝神經元可獲得調整連
結權重的機會；而輸出層的神經元最後會根據輸入向量的「特徵」以有意義的「拓
樸結構」(Topological Structure) 展現在輸出空間中。由於所產生的拓樸結構圖
可以反應輸入向量本身的特徵，因此將此網路稱作為自組特徵映射圖網路，或稱
為拓樸圖 (Topology)，如圖 2-8。

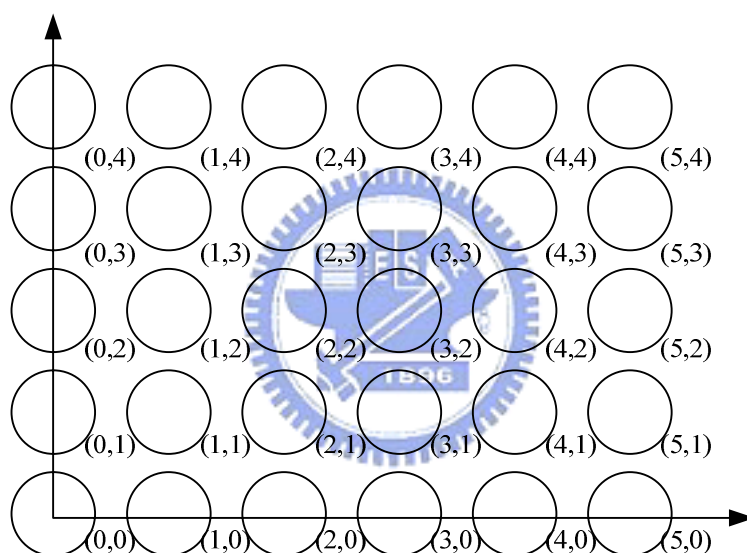


圖 2-8 : SOM 網路神經元間的拓樸座標
(資料來源：張斐章、張麗秋，2005)

自組特徵映射圖網路映射的過程同時也是一個聚類的過程，可視為聚類演算
法 (Clustering Algorithm) 的一種。它的理念在於可將一群未經標示的樣本，透
過此演算法，從中尋找某些相似的特性，然後再將這些具有相似特性的樣本聚集
成一類 (張斐章、張麗秋，2005)，自組特徵映射圖網路重要概念與相關名詞整
理如表 2-11。

表 2-11：自組特徵映射圖網路重要概念與相關名詞

名稱	說明
拓樸結構	SOM 網路以特徵映射的方式，將任意維度的輸入向量，映射至較低維度的特徵映射圖上，輸出層的神經元最後會根據輸入向量的「特徵」以有意義的「拓樸結構」(Topological Structure) 展現在輸出空間中，通常以二維的形態排列，形狀以矩形居多。
拓樸座標	拓樸座標是指定一輸出層處理單元在拓樸結構中位置的座標。
優勝神經元	決定優勝神經元之方式是比較所有神經元的連結權重與輸入向量間的距離，以距離最近之神經元為優勝神經元。
歐式距離	決定優勝神經元之距離運算公式有相當多選擇，包含歐幾里德基 (Euclidean Norm, 簡稱歐式距離)、加權距離、Manhattan 等。本研究以歐式距離為主。
鄰近中心 (q)	優勝神經元即為鄰近中心。以該神經元為調整中心，修正鄰近區域中所有的神經元。
鄰近半徑 (R)	控制鄰近區域大小的參數，隨著訓練次數增加，該半徑逐漸縮小。
鄰近區域	鄰近區域是指在拓樸結構中，以鄰近中心為中心點，鄰近半徑之長度為半徑所圍繞之區域，隨著訓練次數增加，該區域逐漸縮小。
鄰近函數	控制優勝神經元與其他神經元和「鄰近半徑」之間關係式的函數。

(資料來源：本研究整理)

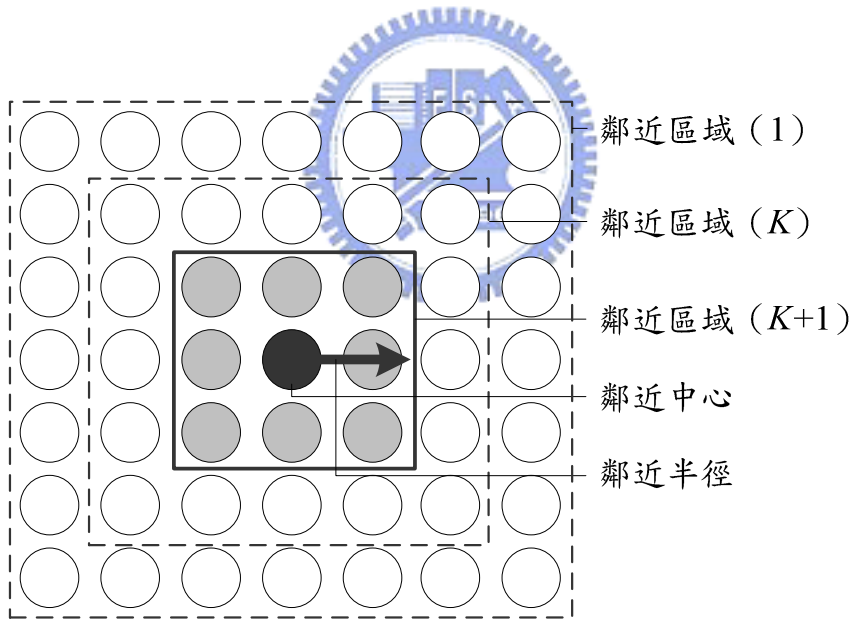


圖 2-9：鄰近中心與鄰近區域遞減示意圖

(資料來源：修改自張斐章、張麗秋，2005)

2.4 多準則決策

多準則評估法 (Multi-attribute Evaluation, MAE)，又稱為多屬性決策方法 (Multi-attribute Decision Making, MADM)，是指決策者面對一些可行的方案，考慮多於一個以上的準則，並決定準則權重，以分析各個方案表現，進行替選方案的優劣排序，常見多準則評估法簡述如下：

(一) 層級分析法 (Analytic Hierarchy Process, AHP)：

層級分析法由 Thomas L. Saaty 於 1971 年所提出，主要應用在不確定情況下及具有多數個評估準則的決策問題上，屬於質化準則評估法。該方法將複雜的決策問題由高層次往低層次逐步分解為多個層級，並匯集相關決策人員進行評估、分析，以決定各方案的優劣順序。一般而言，一個複雜評比問題可分成四個層級：一為解決問題之目標 (Goal)；二為根據第一層級之目標所設定之層面或標的 (Aspects/Objectives)；三為衡量標的達成程度之準則 (Criteria)；四為考慮的方案 (Alternative)。其作業步驟為：(1) 建立層級關係 (2) 建立各層級之成對比較矩陣 (3) 求解各層級的權重 (4) 成對比較矩陣之一致性檢定 (5) 整體層級權重之計算並進行排序。

(二) ELECTRE 法 (Elimination et Choice Translating Reality)：

ELECTRE 法之特性在於考量方案特性與評估準則後，由決策者逕行以各方案在各準則上的表現進行準則評點，並表明各準則之權重值，再據以分析各方案之優劣關係，屬於質量中介評估方法之一。其方式透過建立優越程度矩陣與不優越程度矩陣，以找出方案間之相關性，並淘汰較差之方案，縮減方案數目，找出最適方案。其運算步驟為：(1) 由決策者決定各準則之權重，並就各方案在各準則之表現給予評點 (2) 計算優越程度與不優越程度指標 (3) 進行方案優劣成對比較 (4) 找出核心解集。

(三) TOPSIS 法 (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) :

TOPSIS 法基本觀念認為最佳方案係離正理想解 (Ideal solution) 越接近，且離負理想解 (Negative ideal solution) 差距越大的方案越佳，屬於量化準則的評估方法；正理想解為利益構面準則值最大或成本構面準則值最小之準則組合，負理想解則為利益構面準則值最小或成本構面準則值最大之準則組合。TOPSIS 法之運算步驟為：(1) 建構評估矩陣 (2) 將準則評估正規化 (3) 決定準則權重 (4) 決定正、負理想解 (5) 計算各方案距正、負理想解之距離 (6) 計算相對接近係數 (7) 進行方案排序。

決定準則權重方面文獻，Teodorovi (1985) 於其研究中定義五個決策準則衡量乘客需求與機場接駁服務供給之關係，並透過熵值法 (Entropy) 決定其準則權重，再以 TOPSIS 法決定各方案優劣次序；Deng *et al.* (2000) 以多個財務指標衡量各競爭公司之績效，並認為可以熵值法決定各財務指標之權重。



2.5 文獻評析

綜合上述文獻回顧，震災物資輸配送系統為救災工作中重要的一環，除快速且有效率地將援助物資輸送入災區內之外，配送救援物資尚需兼顧「公平」原則並採取有效的分配與調度方法，以避免配送延誤而產生救援不及或物資分配不均，產生閒置浪費等現象。而回顧震災物資輸配送系統相關研究，絕大多數研究以賑災物流中心規劃、區位選擇及配送路徑規劃為主軸，較少探討災區物資需求。故本研究主題將發展震災物資需求預測模式，並考慮各需求點之急迫程度，以兼顧物資分配公平之原則。

方法論文獻回顧方面，震災初期資訊紊亂，透過資料融合的處理程序，可以降低資訊的不確定性，並提供較大範圍的資訊，故本研究所建構之需求預測模式，以資料融合技術融合不同消息來源之死亡人數資料，以推估災區之物資需求。而由於震災初期傷亡資料難以取得，類神經網路及模糊迴歸的資料融合方法需要大量歷史資料作為範例資料以校估參數，故不予考慮；本研究使用之最佳權重資料融合演算法，透過熵值計算以表示所收集資料之不確定性，並據以決定融合的權重，且操作簡便，符合救災工作注重效率之特性。災區需求分群階段，本研究透過定義數個屬性以衡量各災區對物資需求之急迫程度，並以自組特徵映射圖類神經網路依急迫程度將各災區分群，再透過 TOPSIS 法進行排序，以作為物資配送作業之參考。自組特徵映射圖類神經網路在分群聚類研究中已有許多應用成果，且其具備有理論簡明、網路結構易建立、強大學習與容錯能力等優點；而 TOPSIS 法則廣泛用於多準則決策之研究中；其中，TOPSIS 法各屬性權重之決定，將以 Deng *et al.* (2000) 所提出之熵值法計算。

第三章 模式構建

3.1 研究架構

本研究融合救災期間內來自不同消息來源之死亡人數資料，以建構救災物資需求預測模式，並在模式中考慮物資之急迫程度，作為救災物流輸配送作業規劃之參考。本研究建構之模式主要分為（1）物資需求預測與（2）需求分群排序兩大階段，模式架構如圖 3-1 所示。

地震發生後，除立即啟動防救災計畫外，應儘速收集初步災情資料，以評估各地區之傷亡情形。且由於大規模災害發生初期，災區往往發生資訊傳遞不易或災情消息紊亂等情形，因此第一階段首先透過資料融合程序，降低死亡人數資料的不確定性，並提供較大範圍的資訊，使決策者能確切並迅速掌握災區情形，其後透過物資需求量推估模式，以死亡人數估計災民所需物資數量；而針對救災物資供需不均之情形，第二階段透過定義數需求屬性衡量各災區之受損程度，再以類神經網路模式將各災區對物資需求之急迫程度聚類分群，並以 TOPSIS 法將各群組依其需求急迫程度排序，作為物資配送順序之參考。最後，透過更新回饋之設計，持續死亡人數更新，直到所有災區需求被滿足或救災期間結束為止。本研究建構救災物資需求預測模式基本假設如下：

1. 不考慮物資之供給與配送，僅探討救災物資需求相關課題。
2. 各分區死亡人數與時間之關係為一指數函數，並給定觀測時間長度。
3. 於每時間點，由各消息來源所收集各分區死亡人數資料符合常態分配，並給定其平均數與變異係數。
4. 物資需求為隨機且與災區之存活人數相關，並符合常態分配。
5. 不考慮流動人口之問題，災害發生時災區內之人口數以常住人口表示。
6. 本研究僅考慮飲用水、維生包等消耗性物資。

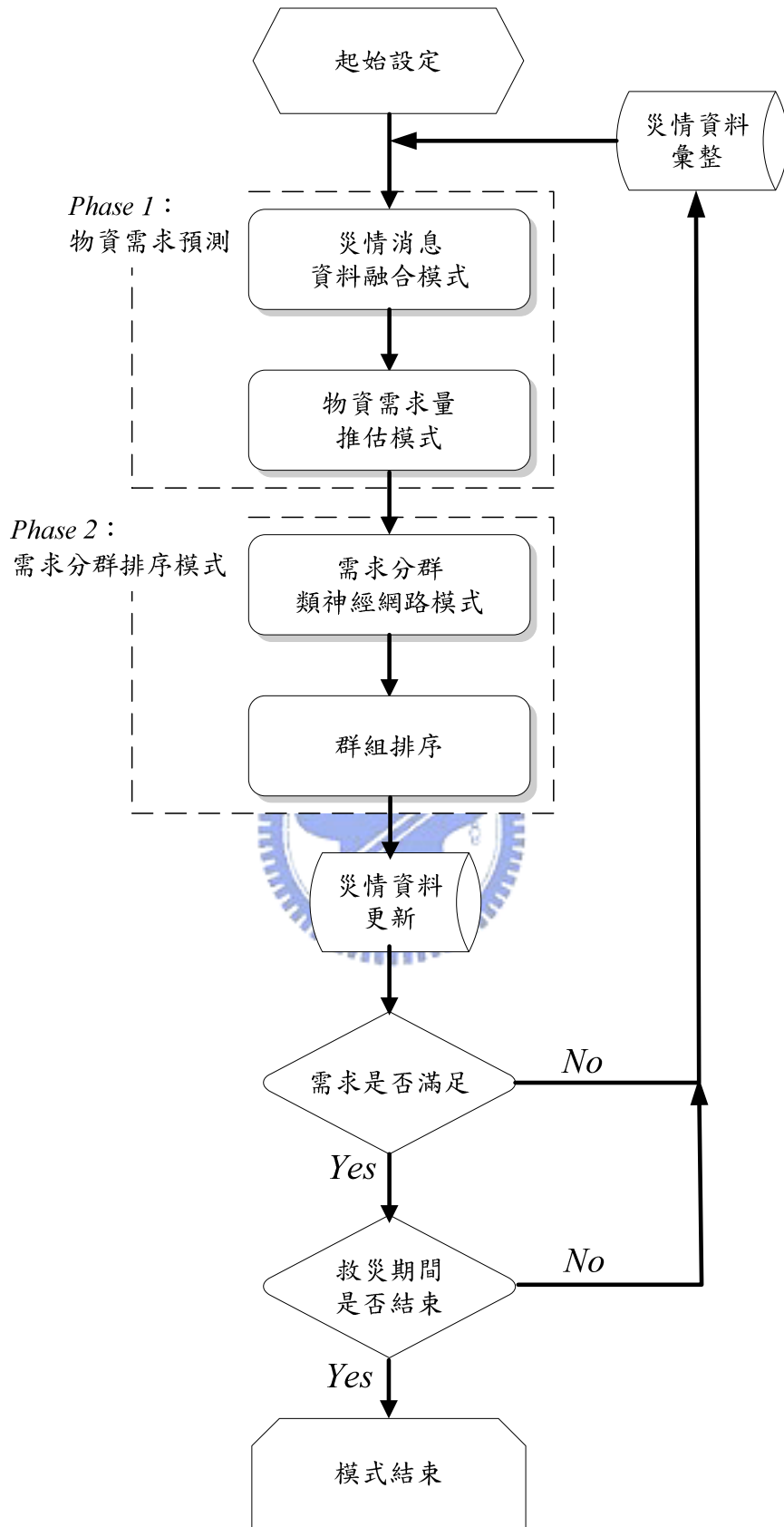


圖 3-1：研究架構
(資料來源：本研究整理)

3.2 災情消息資料融合模式

3.2.1 模式流程

災情消息資料融合模式之目的在於整合不同消息來源之地震傷亡資料，以提供較符合災情的資訊，進一步推估災區之物資需求。震災發生初期資訊紊亂，由不同消息來源所取得之死亡人數資料，因其訊息取得方式不同或更新時間之差異，往往與實際情況有所落差，所以其資料特性（如樣本數、平均值以及標準差等）也會有所不同。若僅將所有消息來源所發佈的死亡人數資料以平均值處理，並據以代表實際死亡人數，則有失合理。經文獻回顧，本研究參考吳欣潔（2004）所發展之最佳權重資料融合演算法與架構，建構災情消息資料融合模式，以整合各消息來源所發佈之死亡人數消息，模式流程如圖 3.2 所示，並說明如下。

震災發生後，首先收集各消息來源所公佈之死亡人數資料（如：收集各廣播電台、電視台與現場救災單位於某一時間所公佈之死亡人數資料），並經過一資料分類程序以計算其信息熵之值，熵值越大，表示由此消息來源收集之資料不確定性越大，即越不可靠；經過權重推導公式，使不確定性越高（熵值越高）之消息來源配給較低資料融合權重，不確定性越低之來源則配給較高權重；最後再以加權平均法將各消息來源所公佈之死亡人數資料加以融合。3.2.2 節將說明資料分類之方式，3.2.3 節詳述死亡人數資料融合之運算過程。

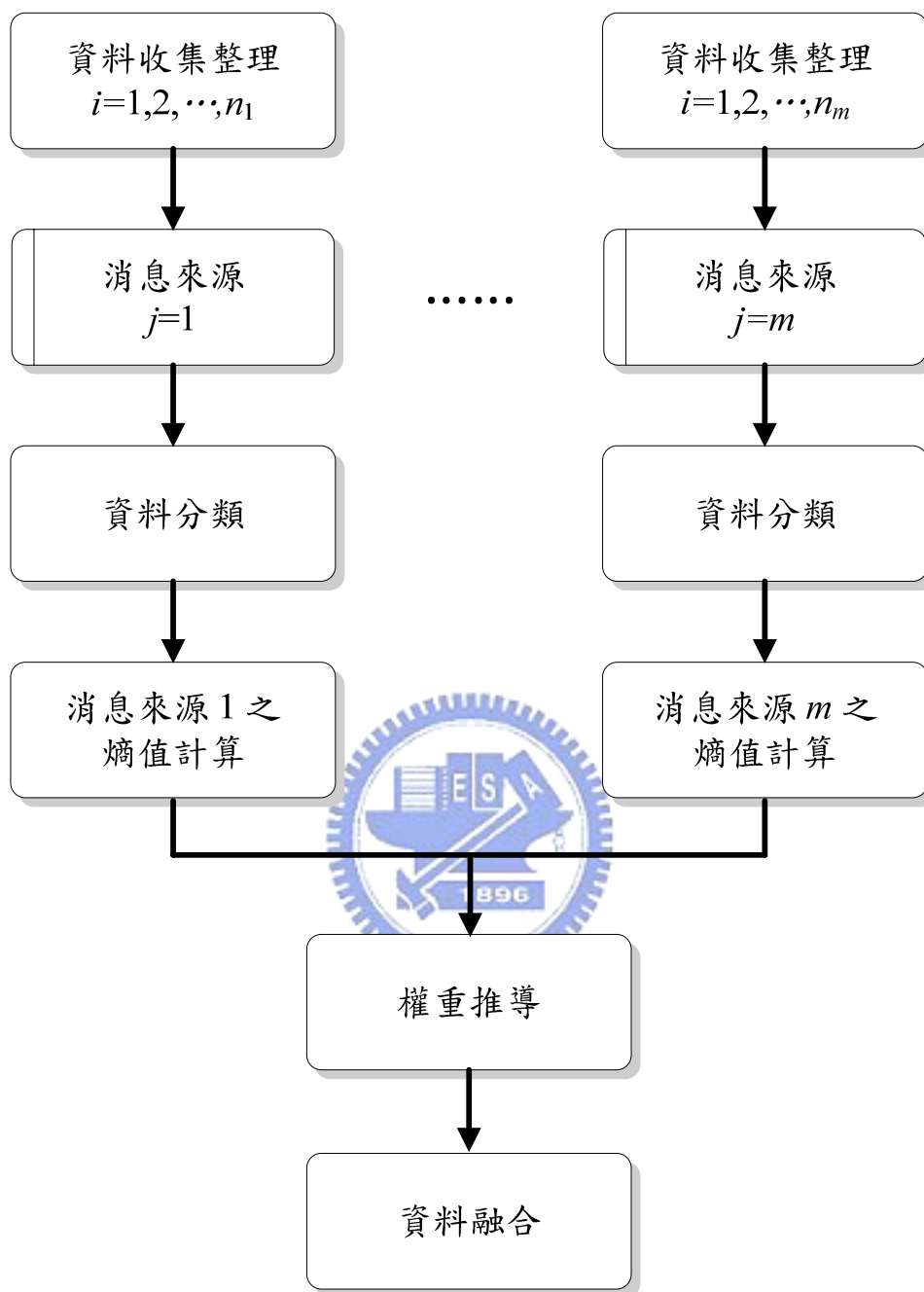


圖 3-2：災情消息資料融合模式流程圖
 (資料來源：本研究整理)

3.2.2 資料分類與熵值計算

經文獻回顧，本研究透過計算各消息來源所發佈死亡人數資料之熵值以決定死亡人數資料之融合權重。由 2.1 式可知，欲計算熵值，需先求得樣本空間中每一事件所發生機率，即求得由各消息來源所收集每筆死亡人數資料之發生機率，因此必須先將資料加以分類，以求得各資料點於定義分類中發生機率，再計算各消息來源所收集資料之熵值。

(1) 資料分類

本研究所定義資料分類方式，參考統計學信賴區間定義方式，以收集資料之平均數 (μ) 與決策者可容忍資料誤差 (ε) 作為分類依據。若以 $X_{k,j}$ 表由第 j 個消息來源所收集第 k 分區之死亡人數資料，則 $X_{k,j}$ 落入本研究定義區間之機率，即以落入區間之資料筆數 ($o_{k,j}^i$) 除以由第 j 個消息來源所收集第 k 分區收集之資料總筆數 ($O_{k,j}$)，如 3.1 式所計算：

$$p_i = \frac{o_{k,j}^i}{O_{k,j}} \dots\dots\dots (3.1)$$

其中， p_i 為第 j 個消息來源所收集每筆死亡人數資料落入本研究定義資料分類區間中所發生的機率，且總和為 1， $i=1,2,\dots,n$ ；

$O_{k,j}$ 表由第 j 個消息來源所收集第 k 分區的死亡人數資料之總筆數， $k=1,2,\dots,q$ ， $j=1,2,\dots,m$ ；

$o_{k,j}^i$ 表由落入本研究定義分類區間之資料筆數。

依據上述定義，本研究以決策者可容忍資料誤差之大小為衡量標準，將所收集資料分為信賴程度高、中、低三類，其示意圖如圖 3-3。

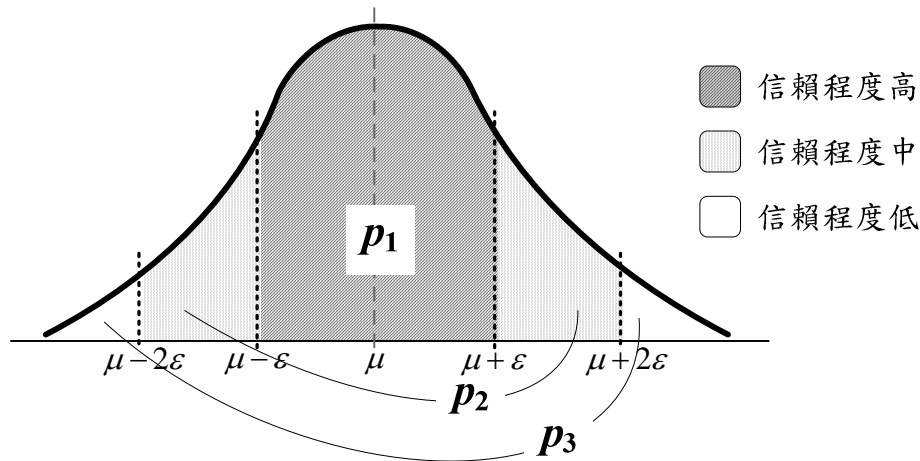


圖 3-3：死亡人數資料分類示意圖

(資料來源：本研究整理)

假設消息來源所收集死亡人數資料 $X_{k,j}$ 共有 $O_{k,j}$ 個且符合 $N(\mu_k, \sigma)$ 之常態分配，決策者定義其可容忍資料誤差 ε 為資料之標準差，即 $\varepsilon = \sigma$ ，則資料落入各分類區間之機率 p_i ，可計算如表 3-1：

表 3-1：資料分類區間範圍與機率計算

分類標準	區間範圍	次數統計	機率計算
信賴程度高	$ X_{k,j} - \mu_k \leq \sigma$	$o_{k,j}^1$	$p_1 = \frac{o_{k,j}^1}{O_{k,j}}$
信賴程度中	$\sigma \leq X_{k,j} - \mu_k \leq 2\sigma$	$o_{k,j}^2$	$p_2 = \frac{o_{k,j}^2}{O_{k,j}}$
信賴程度低	$ X_{k,j} - \mu_k \geq 2\sigma$	$o_{k,j}^3$	$p_3 = \frac{o_{k,j}^3}{O_{k,j}}$
總和		$O_{k,j}$	1

(資料來源：本研究整理)

(2) 熵值計算

本研究以熵表示各消息來源所收集資料之不確定程度，所計算之熵值越大，表示由此消息來源所收集資料之不確定程度也就越高，於資料融合步驟便分配給較低權重。根據 2.1 式之 Shannon Entropy 公式，本研究熵值計算公式如 3.2 式所示，其計算結果即可代表該時間點透過此消息來源所收集死亡人數資料之不確定程度。

$$H_{k,j}(p_1, p_2, \dots, p_n) = \sum_{i=1}^n p_i I_k = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \dots \dots \dots (3.2)$$

其中， $H_{k,j}$ 即代表由第 j 個消息來源所收集第 k 分區死亡人數資料之熵值， $j=1, 2, \dots, m$ ， $k=1, 2, \dots, q$ ；

p_i 代表由第 j 個消息來源所收集每筆死亡人數資料於本研究定義資料分類中所發生機率；

$I_k = -\log_2 p_i$ 即第 k 分區傷亡資料之信息量，其值越大，即事件發生之不確定程度越高；而當事件出現某種結果之機率越高，即表示事件發生之不確定程度越低。

3.2.3 權重推導與資料融合

綜合上述步驟，本研究之災情消息資料融合模式，首先將每時間點透過各消息來源所收集之死亡人數資料，依可信賴程度高低將資料予以分類；並以 3.2 式求出消息來源之熵值，用以表達資料之不確定程度；本小節將進行權重推導步驟，依據 2.5 式之推導結果，可求得系統中各消息來源之最佳權重，並根據熵值大小決定其權重分配，本研究之權重推導模式如 3.3 式。

$$W_{k,j} = \frac{1}{(H_{k,j})^2 \sum_{\tau=1}^m (H_{k,\tau})^{-2}} \dots\dots\dots (3.3)$$

其中， $W_{k,j}$ 表示由第 j 個消息來源所收集第 k 分區死亡人數最佳資料融合權重；

$H_{k,j}$ 表本研究中由第 j 個消息來源所收集第 k 分區死亡人數資料之熵值， $j=1,2,\dots,m$ ， $k=1,2,\dots,q$ ， $\tau=1,2,\dots,m$ 。

由上式可知，熵值越大之資料，表其不確定程度越高，透過權重推導，將分配較低的權重予其消息來源；反之，熵值小，即不確定程度低之資料，則會分配到較高的權重，最後以加權平均法將資料加以融合，如 3.4 式所示。融合後的死亡人數 \bar{X}'_k ，即為由第 j 個消息來源所公佈之死亡人數資料 $X'_{k,j}$ ，再乘上其最佳權重 $W_{k,j}$ 後，再予以加總所得。



$$\bar{X}_k(t) = \sum_{j=1}^m W_{k,j} X_{k,j}(t) \dots\dots\dots (3.4)$$

其中， $\bar{X}_k(t)$ 表第 k 分區於第 t 期經資料融合程序所得的死亡人數；

$W_{k,j}$ 表示由第 j 個消息來源所收集第 k 分區死亡人數最佳資料融合權重；

$X_{k,j}(t)$ 表由第 j 個消息來源於第 t 期所收集第 k 分區的死亡人數資料。

3.3 物資需求量推估模式

本研究之物資需求量推估模式，假設其物資需求量與災區之存活人數相關，以震災後災區內之存活人數推估物資需求量。承接 3.2 節災情消息資料融合模式之結果，若以 $\bar{X}_k(t)$ 表示第 k 分區於第 t 期經資料融合程序處理後所得之死亡人數，則災區之存活人數可表示如 3.5 式。

$$\delta_k(t) = X_k - \bar{X}_k(t) \dots\dots\dots (3.5)$$

其中， $\delta_k(t)$ 為發生震災後，第 k 分區於第 t 期的存活人數；

X_k 表示第 k 分區的總人口數；

$\bar{X}_k(t)$ 表示第 k 分區於第 t 期經資料融合程序處理後所得的死亡人數。



則第 k 分區之災民於第 t 期對第 l 種物資之需求量上限可依 3.6 式計算。

$$TD_k^l(t) = a_k^l \times \delta_k(t) \times \bar{L}_k + Z_{1-\alpha} \times STD_k^l(t) \times \sqrt{\bar{L}_k} \dots\dots\dots (3.6)$$

其中， $TD_k^l(t)$ 即表第 k 分區災民對第 l 種消耗性物資之需求量上限；

a_k^l 表每小時災民對於第 l 種消耗性物資所需要份數；

$\delta_k(t)$ 為發生震災後，第 k 分區於第 t 期的存活人數；

\bar{L}_k 表示救援物資到達第 k 分區前，災民可等待救援時間上限；

α 表示災民可容忍物資缺乏之機率，其意義為救援物資滿足災民需求之機率為 $1-\alpha$ ；

$STD_k^l(t)$ 表示第 k 分區對第 l 種物資需求之標準差，如 3.8 式。

由上式可知，第 k 分區災民對第 l 種消耗性物資之需求量上限 $TD_k^l(t)$ ，即為災民於可等待救援時間上限 \bar{L}_k 時間內所需之物資數量 $a_k^l \times \delta_k(t) \times \bar{L}_k$ ，再加上等待救援期間內所可能產生的潛在物資短缺數量 $z_{1-\alpha} \times STD_k^l(t) \times \sqrt{\bar{L}_k}$ ，即等待期間內平均需求的誤差。前項是為確保下次救援物資送達前，災民有足夠的物資可使用；後項則可視為一安全存貨之概念（Simchi-Levi et al., 2000；Sheu, 2006）。為確保救援物資滿足災民需求之機率為 $1-\alpha$ ，其需求量上限需滿足 3.7 式。

$$Prob\left[\bar{L} \text{ 時間內之需求} \leq a_k^l \times \delta_k(t) \times \bar{L}_k + z_{1-\alpha} \times STD_k^l(t) \times \sqrt{\bar{L}_k}\right] = 1-\alpha \dots (3.7)$$

災民之物資需求標準差可如 3.7 式計算。

$$STD_k^l(t) = \sqrt{\frac{\sum_{\tau=0}^{t-1} [D_k^l(t-\tau) - \bar{D}_k^l(t)]^2}{t-1}} \dots (3.8)$$

其中， $STD_k^l(t)$ 即表示第 k 分區對第 l 種消耗性物資需求之標準差；

$D_k^l(t-\tau)$ 表第 k 分區災民於救援期間內（第一期至第 t 期），對於第 l 種消耗性物資之需求量， $\tau=0 \sim t-1$ ；

$\bar{D}_k^l(t)$ 表第 k 分區之災民對第 l 種消耗性物資之平均需求量，如 3.9 式所示。

$$\bar{D}_k^l(t) = \frac{a_k^l \times \sum_{\tau=0}^{t-1} \delta_k^l(t-\tau)}{t} \dots (3.9)$$

其中， a_k^l 表每小時災民對於第 l 種消耗性物資所需要份數；

$\delta_k(t-\tau)$ 為發生震災後，第 k 分區於 $t-\tau$ 時間內的存活人數。

3.4 需求分群類神經網路模式

3.4.1 屬性定義

災害發生後，各災區受創程度不同，且往往發生救災物資供需不均之情形，本研究參考 Sheu (2006) 之研究，定義量化與質化屬性以衡量各災區對救援物資之急迫程度，並以自組特徵映射圖類神經網路模式將各災區分群。其中，質化屬性依其語意程度分為五個等級並給予 1~5 分之評分，定義屬性說明如下：

1. $u_k^1(t)$ ，表第 k 分區於第 t 期死亡人數佔災區總人口數之比率 (‰)，傷亡率越高表示災區之災情越為慘重，對於物資之需求越為急迫。

$$u_k^1(t) = \frac{\bar{X}_k(t)}{X_k} \dots\dots\dots (3.10)$$

其中， $\bar{X}_k(t)$ 表示第 k 分區於第 t 期經資料融合後所得的死亡人數；

X_k 表示第 k 分區的總人口數。

2. $u_k^2(t)$ ，表第 k 分區之人口密度 (人/平方公里)，人口密度越高，發生災害時災情可能越為慘重。如都市人口密集，一旦發生大規模地震災害，與郊區相較，可能產生更為嚴重之災情。

$$u_k^2(t) = \frac{X_k}{S_k} \dots\dots\dots (3.11)$$

其中， X_k 表示第 k 分區的總人口數；

S_k 表示第 k 分區之總面積。

3. $u_k^3(t)$ ，表小孩與老人佔災區總人口數之比率(%)。Shiono *et al.* (1989)

於研究中指出，受困於災區內之存活機率與個人身體狀況及受傷嚴重程度相關，受困時間越長，則存活機率越低。老人與小孩為主要兩大弱勢族群，如受困於災區將比一般人更需要救援物資，因此將小孩與老人佔災區總人口數之比率列入屬性考量中。

$$u_k^3(t) = \frac{W_k}{X_k} \dots\dots\dots (3.12)$$

其中， W_k 表示第 k 分區小孩與老人之人口數；

X_k 表示第 k 分區的總人口數。

4. $u_k^4(t)$ ，表示第 t 期與前次配送物資至第 k 分區之時間間隔，救災物流作業中，物資配送時間延滯越長，災區對物資需求越為急迫。且由於救災物資有限，物資配送作業需依照各災區對救援物資之急迫程度配給，因此無法確保每期配送作業能完全服務各災區，透過此項屬性，前期未被服務之災區將給予較高的值。

$$u_k^4(t) = L_k(t) \dots\dots\dots (3.13)$$

其中， $L_k(t)$ 表第 t 期與前次配送救援物資至第 k 分區之時間間隔。

5. $u_k^5(t)$ ，表於第 t 期第 k 分區內建物之明顯受損情形。一般而言，災區內建物受損情形越為嚴重，可能使得災情越為嚴重，並直接反映於死亡人數與存活機率中，因此建物受損情形越嚴重，物資需求也越急迫。由於災害發生後，各分區建物受損情形無法詳細評估，本研究依其語意程度分為五個等級並給予 1~5 分之評分，如表 3-2 所示。

表 3-2：建物受損等級分類

建物受損程度	受災比例(%)	等級	評分
無損害	~20	一	0
輕微損害	21~40	二	1
中度損害	41~60	三	2
嚴重損害	61~80	四	3
完全損害	80~	五	4

(資料來源：本研究整理)

由於此部分資料取得不易，本研究將依照表 4-2 之南投縣災情統計資料全、半倒戶數佔鄉鎮市受災比例給予不同評分，實務操作仍以每期之建物受損情形語意資料為主。

綜上所述，第 k 分區於第 t 期之需求屬性 $U_k(t)$ 可為一 5×1 矩陣，如 3.14 式所示，本研究將藉以衡量各災區對救援物資之急迫程度。

$$U_k(t) = [u_k^1(t), u_k^2(t), u_k^3(t), u_k^4(t), u_k^5(t)]^T \dots\dots\dots (3.14)$$

其中， $U_k(t)$ 即第 k 分區於第 t 期之需求屬性矩陣；

$u_k^N(t)$ 表示第 k 分區於第 t 期之第 N 個救援物資需求屬性，

$N = 1, 2, \dots, r$ ，本研究定義之屬性共五個，故 $N = 1, 2, \dots, 5$ 。

3.4.2 自組特徵映射圖類神經網路分群模式

自組特徵映射圖類神經網路 (Self-Organizing Map, SOM) 其特性包括 (1) 能夠在輸入範例的學習過程中, 產生自我組織性而不需要依靠目標輸出值的誤差修正 (2) 可以展現輸入範例的分布或相似性 (3) 具有將輸入範例聚類到相似群組中的能力 (張斐章、張麗秋, 2005)。當網路訓練完成後, 輸出神經元相鄰近者會具有相似的特性與關係, 即具有相似的連結權重, 因此相當適合處理辨識分類與歸納分析等問題。本研究以自組特徵映射圖神經網路將各災區之物資需求依 3.4.1 節所定義之屬性分群, 其演算步驟與流程圖詳述如後:

(0) 前置設定

Step0. 由於各個屬性間多半具有不同單位及尺度, 因此經由標準化程序處理以消除變數尺度在分群時對權重關係的影響, 如 3.15 式。

$$u_k^{N'} = \frac{u_k^N - \overline{u_k^N}}{S_k^N} \dots\dots\dots (3.15.1)$$

其中, $u_k^{N'}$ 表示第 k 分區第 N 個經過標準化程序處理後之救援物資需求屬性, $N=1, 2, \dots, r$;

u_k^N 表第 N 個救援物資需求屬性;

$$\overline{u_k^N} = \frac{1}{N} \sum_{N=1}^r u_k^N \dots\dots\dots (3.15.2)$$

$$S_k^N = \left[\frac{1}{N-1} \sum_{N=1}^r (u_k^N - \overline{u_k^N})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \dots\dots\dots (3.15.3)$$

Step1. 對於 N 個維度的輸入值，以 U 表示輸入向量。

$$U'_k = [u_k^{1'}, u_k^{2'}, \dots, u_k^{N'}]^T \dots\dots\dots (3.16)$$

其中， U'_k 即經標準化處理後第 k 分區之需求屬性向量矩陣，

$$k = 1, 2, \dots, q ;$$

$u_k^{N'}$ 表示第 N 個經標準化處理後之救援物資需求屬性。

則第 j 個神經元的連結權重可表示為：

$$w_j = [w_j^1, w_j^2, \dots, w_j^N]^T \dots\dots\dots (3.17)$$

其中， w_j 表示第 j 個神經元的鍵結權重值， $j = 1, 2, \dots, m$ 。

w_k^N 表示第 N 個救援物資需求屬性鍵結權重值， $N = 1, 2, \dots, r$ 。



Step2. 隨機產生網路神經元鍵結權重初始值。

Step3. 決定鄰近半徑 (R)、學習速率 $\mu(k)$ 與演算的停止條件，如演算次數、

收斂誤差等。

(1) 範例資料載入

Step4. 載入訓練範例資料，使用歐幾里得距離 (Euclidean Distance) 計算神經元與輸入向量間距離，並選擇距離最小的神經元為優勝神經元 q 。

$$q(X) = \min_{\forall j} dist(U, w_j) \dots\dots\dots (3.18)$$

其中， $q(X)$ 為輸入向量 X 與所有神經元連結權重的最短距離；

w_j 表示第 j 個神經元的鍵結權重值。

$dist(U, w_j)$ 為神經元與輸入向量間的歐幾里得距離。

Step5. 定義鄰近函數為

$$\eta_{qj} = \exp\left(-\|r_j - r_q\|^2 / R^2\right) \dots\dots\dots (3.19)$$

其中， η_{qj} 為第 j 個神經元與優勝神經元 q 之鄰近關係值；

r_q 為優勝神經元於拓樸結構中位置座標，即拓樸座標；

r_j 為鄰近區域中其他神經元之拓樸座標；

R 為鄰近半徑，隨著訓練次數或時間逐次縮小。

(2) 網路調整階段

Step6. 以優勝神經元為中心，修正其鄰近區域內神經元鍵結權重值。

$$\Delta w_j = \mu(k) \eta_{qj}(k) [x(k) - w_j(k)] \dots\dots\dots (3.20)$$

其中， Δw_j 即為鍵結權重值修正量；

$\mu(k)$ 為第 k 次迭代次數學習速率，隨著訓練次數或時間逐次縮小，一般而言， $0 < \mu(k) < 1$ ；

η_{qj} 為第 j 個神經元與優勝神經元 q 之鄰近關係值。

Step7. 則權重更新值為：

$$w_j(k+1) = w_j(k) + \Delta w_j \dots\dots\dots (3.21)$$

其中， $w_j(k+1)$ 為第 $k+1$ 次迭代次數之鍵結權重值；

$w_j(k)$ 為第 k 次迭代次數之鍵結權重值。

Step8. 確認是否滿足停止條件，若否則回到 Step4。

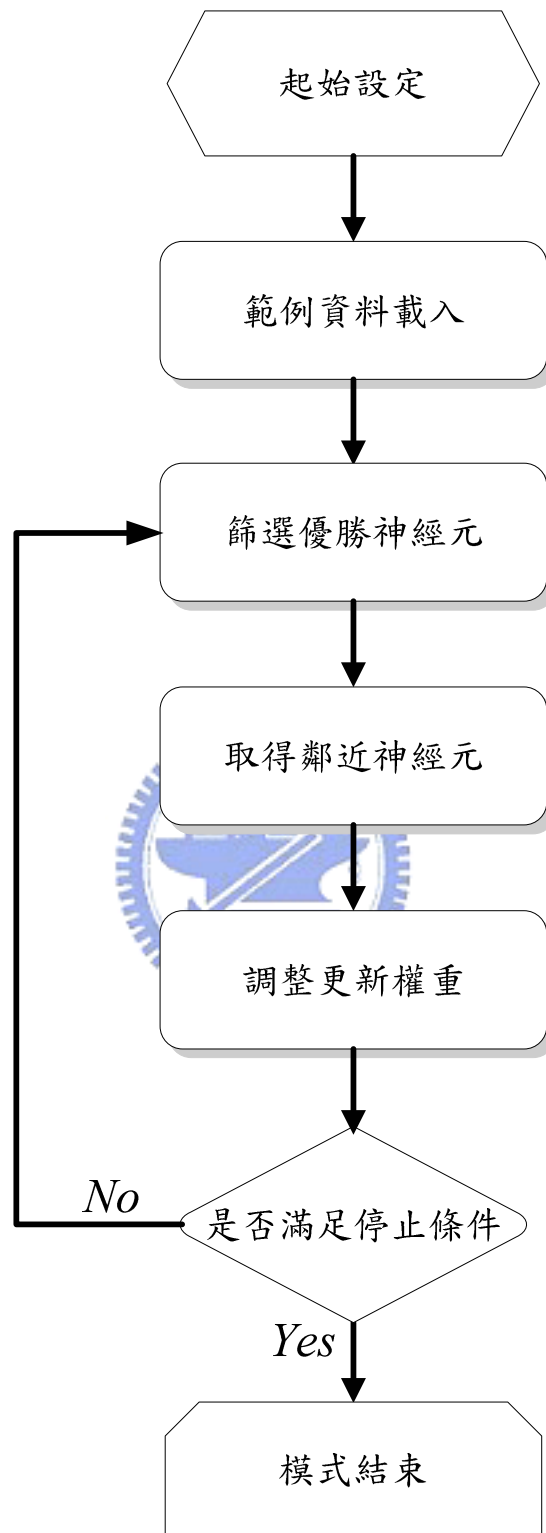


圖 3-4：自組特徵映射圖類神經網路流程圖
(資料來源：本研究整理)

3.5 群組排序

自組特徵映射圖類神經網路訓練完成後，輸出神經元具有相似的特性與關係者會群聚在一起，並以拓樸結構反應輸入向量本身的特性與分布情形。各組之群聚中心 (Centroid)，即為最能代表群組內資料之資料點 (Tan, 2006)，可以下列公式計算：

$$c_i = \frac{1}{m_i} \sum_{x \in C_i} x \dots\dots\dots (3.22)$$

其中， c_i 為各群組之群聚中心， $i=1,2,\dots,K$ ；

C_i 為經自組特徵映射圖類神經網路聚類之群組，群組內之資料個數為 m_i ；



由上式可求出各群組之群聚中心，並以單一屬性決定各群組之排序與配送先後之順序。但配送先後順序之決定無法以單一屬性客觀的判定，必須同時考慮其餘屬性，從不同構面加以判斷，故本研究以多個屬性決定救災物資之急迫程度排序，使用 TOPSIS 法將各群組排序。3.5.1 節將敘述本研究所定義之最佳方案；3.5.2 節則詳述 TOPSIS 法之運算步驟。

3.5.1 最佳方案定義

本研究以多準則評估之 TOPSIS 法將各群組依其對救援物資之急迫程度排序，TOPSIS 法之基本觀念認為最佳方案是以離正理想解越接近，且與負理想解差距越大之方案越佳，於本研究中即屬性組合為急迫程度最高之方案。其中，死亡人數佔災區總人口數之比率 ($u_k^1(t)$) 介於一個區間之內，傷亡率越高表災區之災情越為慘重，對於物資之需求越為急迫。因此本研究將死亡人數佔災區總人

口數之比率作為主要考量屬性，將越接近最大傷亡率者定義為正理想解，遠離最大傷亡率者定義為負理想解；其餘屬性則定義越高越靠近正理想解，即對物資之需求越為迫切。正理想解與負理想解示意圖如圖 3-5 所示。

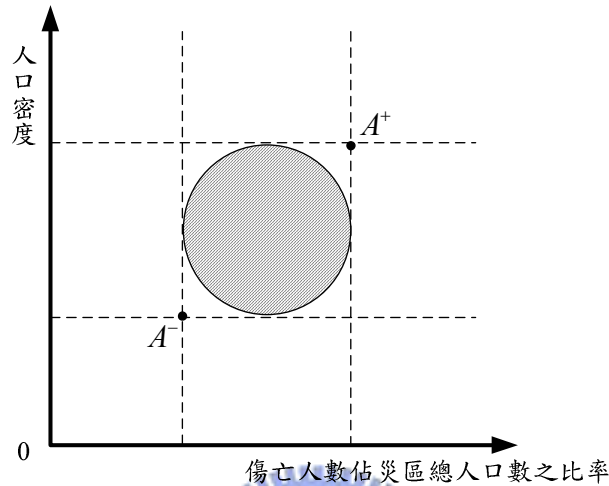


圖 3-5：正理想解與負理想解示意圖
(資料來源：本研究整理)

3.5.2 TOPSIS 法之運算步驟

圖 3-5 之 $u_k^1(t)$ 表示第 k 分區於第 t 期死亡人數佔災區總人口數之比率， $u_k^2(t)$ 表第 k 分區之人口密度，兩者之值越高表災情可能越為慘重，對於物資需求則越顯急迫。斜線區域代表各群組在兩項屬性之集合，則 A^+ 即為正理想解、 A^- 為負理想解。以 TOPSIS 法進行各群組對救援物資急迫程度排序之運算步驟如下：

(1) 建構評估矩陣：

$$U = \begin{bmatrix} u_M^N \end{bmatrix}_{p \times r} \dots \dots \dots (3.23)$$

$$= \begin{bmatrix} u_1^1 & u_1^2 & \dots & u_1^r \\ u_2^1 & u_2^2 & \dots & u_2^r \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u_p^1 & u_p^2 & \dots & u_p^r \end{bmatrix}$$

其中，評估矩陣 U 為一 $p \times r$ 矩陣， $M = 1, 2, \dots, p$ ， $N = 1, 2, \dots, r$ ，即表矩陣中有 p 個群組， r 個屬性。

u_M^N 為該群組在該屬性下的評估值。

(2) 標準化評估矩陣

$$v_M^N = \frac{u_M^N}{\sum_{M=1}^p u_M^N} \dots \dots \dots (3.24)$$

$$\begin{bmatrix} u_1^1 & u_1^2 & \dots & u_1^r \\ u_2^1 & u_2^2 & \dots & u_2^r \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u_p^1 & u_p^2 & \dots & u_p^r \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} v_1^1 & v_1^2 & \dots & v_1^r \\ v_2^1 & v_2^2 & \dots & v_2^r \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ v_p^1 & v_p^2 & \dots & v_p^r \end{bmatrix}$$

其中， v_M^N 即為標準化評估矩陣之元素評比值。



(3) 決定準則權重

本研究參考 Dent *et al.* 之方式，先計算各屬性之 Entropy 值，再計算其比例以求得各屬性之權重。熵值計算公式如 3.28.1 式所示：

$$e_N = -\frac{1}{\ln p} \sum_{M=1}^p v_M^N \ln v_M^N \dots \dots \dots (3.25.1)$$

其中， e_N 即為該屬性之熵值， $N = 1, 2, \dots, r$ ；

v_M^N 為經由標準化程序處理後，該群組在該屬性下的評估值。

則屬性組成之相異程度 (Degree of divergence) 之指標可如下式計算：

$$d_N = 1 - e_N \dots \dots \dots (3.25.2)$$

其中， d_N 即為衡量該屬性組成相異程度之指標， $N = 1, 2, \dots, r$ ；

e_N 為該屬性所計算熵值。

則各屬性之權重可依 3.28.3 式配給權重，由式中可知，若屬性組成 d_N 之值越大，該屬性也越顯重要 (Zeleny, 1982)，透過下式權重推導，將配給較大權重。反之，屬性組成 d_N 之值越小，將分配給較低權重。

$$w_N = \frac{d_N}{\sum_{N=1}^r (1-e_N)} \dots\dots\dots (3.25.3)$$

其中， w_N 即為該屬性之權重， $N=1,2,\dots,r$ ；

d_N 即為衡量該屬性組成相異程度之指標；

e_N 即為該屬性之熵值， $N=1,2,\dots,r$ 。

(4) 決定正 (A^+)、負 (A^-) 理想解

$$\begin{aligned} \text{正理想解 } A^+ &= \left\{ \max_M (v_M^1), \max_M (v_M^2), \dots, \max_M (v_M^r), M = 1, 2, \dots, p \right\} \\ &= (V_1^+, V_2^+, \dots, V_r^+) \dots\dots\dots (3.26.1) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{負理想解 } A^- &= \left\{ \min_M (v_M^1), \min_M (v_M^2), \dots, \min_M (v_M^r), M = 1, 2, \dots, p \right\} \\ &= (V_1^-, V_2^-, \dots, V_r^-) \dots\dots\dots (3.26.2) \end{aligned}$$

(5) 計算各群組距正、負理想解之距離

$$\text{各群組距正理想解之距離 } S_M^+ = \sqrt{\sum_{N=1}^r w_N (v_M^N - V_N^+)^2} \dots\dots\dots (3.27.1)$$

$$\text{各群組距負理想解之距離 } S_M^- = \sqrt{\sum_{N=1}^r w_N (v_M^N - V_N^-)^2} \dots\dots\dots (3.27.2)$$

其中， $M=1,2,\dots,p$ 。

(6) 計算各群組對理想解之相對接近程度 (Relative closeness)，並依據 C 值之大小將各群組排序，其值越高表對救援物資之急迫程度越高。

$$C = \frac{S_M^-}{S_M^- + S_M^+} \dots\dots\dots(3.28)$$

其中， C 為相對接近程度；

S_M^- 、 S_M^+ 為各群組距正負理想解之距離， $M = 1, 2, \dots, p$ 。



第四章 模擬試驗

本研究所構建模式主要針對大規模地震災害發生初期，災區往往發生對外資訊傳遞不易或災情消息紊亂之情形，因此模式第一階段首先以資料融合之程序，降低由各消息來源所收集死亡人數資料之不確定性，並以各分區經資料融合之傷亡人數推估災民所需物資數量，使決策者能快速評估並掌握災區情形，以進行物資集結作業。第二階段則透過本研究所定義之屬性衡量各分區對救災物資之急迫程度，並以自組特徵映射圖類網路將各分區分群，最後以 TOPSIS 法將各群組排序，作為救災物流輸配送作業規劃之參考。而由於所需研究資料取得不易，故本研究將模擬所需資料以測試所構建之模式，並對模式做細部的修正。

4.1 模擬區域簡介



4.1.1 南投縣簡介

本研究以民國 88 年九二一集集地震中，位於主震央區域的南投縣作為模擬區域。南投縣全縣東西寬約 72 公里，南北長約 95 公里，總面積達 4,106 平方公里，佔台灣地區總面積之 11.41%，僅次於花蓮縣。行政區域劃分為南投市、草屯鎮、竹山鎮、集集鎮、埔里鎮、名間鄉、中寮鄉、鹿谷鄉、水里鄉、國姓鄉、魚池鄉、仁愛鄉、信義鄉等十三個鄉鎮市，縣治所在地為南投市，各鄉鎮位置如圖 4-1 所示。人口分佈方面，大多集中於南投市、埔里鎮、草屯鎮、竹山鎮、名間鄉五鄉鎮市，南投縣 87 年度統計資料（隔年公佈）如表 4-1。實務操作資料應以離災害發生時間最近之統計資料為主，但由於本研究所需之細部資料收集困難，因此以民國 88 年九二一集集地震前一年之資料，即民國 87 年度之統計資料作為本研究模擬資料。

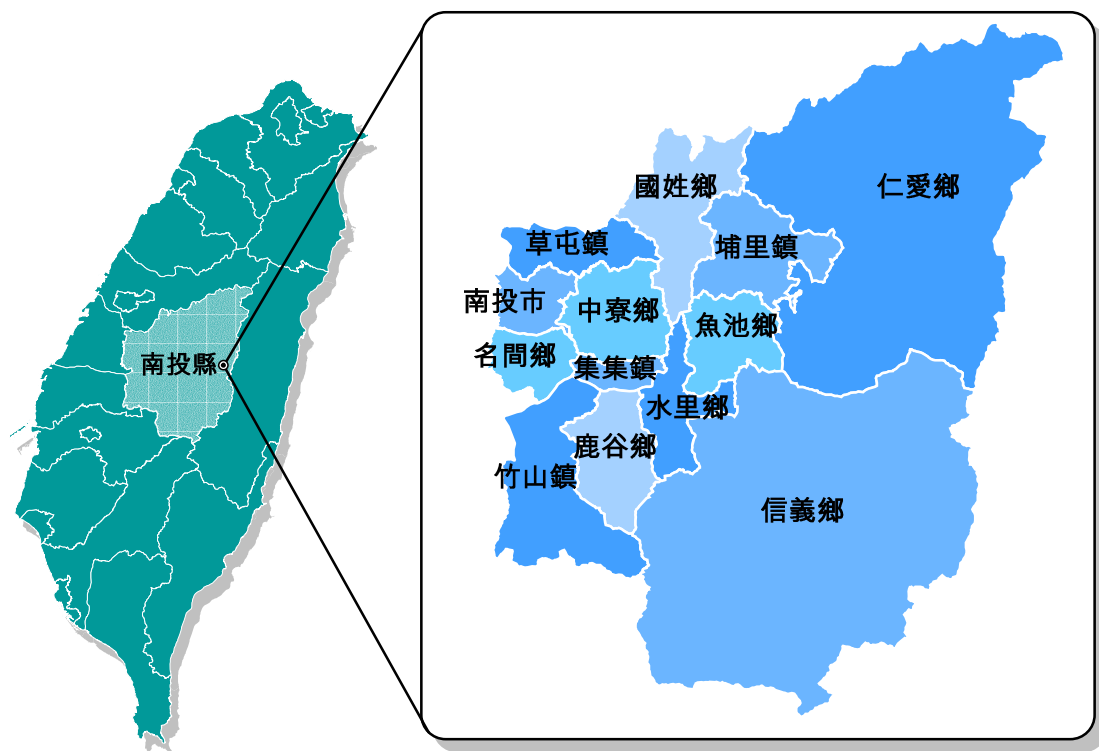


圖 4-1：南投縣鄉鎮位置
(資料來源：本研究整理)

表 4-1：南投縣 87 年度統計資料 (隔年公佈)

鄉鎮市別	人口數 (人)	面積 (平方公里)	人口密度 (人/平方公里)	年齡分配百分比(%)		
				0~14	15~64	65+
南投市	104,777	71.6	1,463.3	23.9	67.2	8.9
埔里鎮	88,271	162.2	544.1	21.8	68.9	9.3
草屯鎮	96,833	104.0	930.8	23.2	68.9	7.9
竹山鎮	62,269	247.3	251.8	20.8	69.4	9.7
集集鎮	12,250	49.7	246.4	19.2	68.0	12.9
名間鄉	42,754	83.1	514.5	21.2	68.2	10.5
鹿谷鄉	21,279	141.9	150.0	19.8	67.8	12.3
中寮鄉	18,252	146.7	124.5	17.8	68.3	13.9
魚池鄉	17,894	121.4	147.4	18.1	68.5	13.4
國姓鄉	24,643	175.7	140.3	20.1	68.5	11.4
水里鄉	23,425	106.8	219.3	19.6	68.9	11.4
信義鄉	17,869	1,422.4	12.6	26.3	65.2	8.5
仁愛鄉	15,358	1,273.5	12.1	22.4	68.6	9.0
南投縣	545,874	4,106.4	132.9	21.9	68.3	9.8

(資料來源：修改自中華民國臺閩地區人口統計，1999)

4.1.2 九二一集集地震災情

九二一集集地震，為百年來台灣史上發生的最大規模地震之一，全台各地災民達 32 萬人，共 2,413 人喪生，11,646 人輕重傷，房屋全倒 51,711 棟，半倒 53,995 棟(內政部消防署)。南投縣死亡、失蹤人數總共 922 人；房屋全、半倒戶數 56,050 戶。其中死亡、失蹤人數以埔里鎮 203 人最多，其次為中寮鄉、竹山鎮、國姓鄉與南投市；房屋全、半倒戶數佔鄉鎮市受災比例則以中寮鄉為最，佔全鄉戶數 81.11%，其次為魚池鄉、集集鎮、國姓鄉與埔里鎮。南投縣及其各受災鄉鎮於九二一地震之災情統計資料整理如表 4-2；圖 4-2 與 4-3 則分別為南投縣死亡、失蹤人數及全、半倒戶數佔鄉鎮市受災比例示意圖。

表 4-2：南投縣及其各受災鄉鎮於九二一地震之災情

鄉鎮市別	人口數 (人)	死亡、失蹤 人數(人)	重傷人數 (人)	戶數(戶)	房屋全、半 倒戶數(戶)	全、半倒戶 數佔鄉鎮市 受災比例 (%)
南投市	104,777	95	24	29,096	10,612	36.47
埔里鎮	88,271	203	64	24,661	12,808	51.94
草屯鎮	96,833	93	21	25,693	6,560	25.53
竹山鎮	62,269	119	32	16,367	5,670	34.64
集集鎮	12,250	40	22	3,702	2,534	68.77
名間鄉	42,754	35	10	10,577	802	7.58
鹿谷鄉	21,279	23	35	5,603	2,159	38.53
中寮鄉	18,252	180	26	4,843	3,928	81.11
魚池鄉	17,894	14	10	5,083	3,842	75.59
國姓鄉	24,643	112	11	6,680	3,785	56.66
水里鄉	23,425	5	9	6,792	1,860	27.39
信義鄉	17,869	-	3	4,665	764	16.38
仁愛鄉	15,358	3	1	4,077	714	17.51
南投縣	545,874	922	268	147,839	56,050	37.91
全國	22,048,356	2,499	735	6,497,762	106,327	52.71

註：信義鄉無人死亡

(資料來源：修改自蕭江碧，1999；南投縣政府；2001)

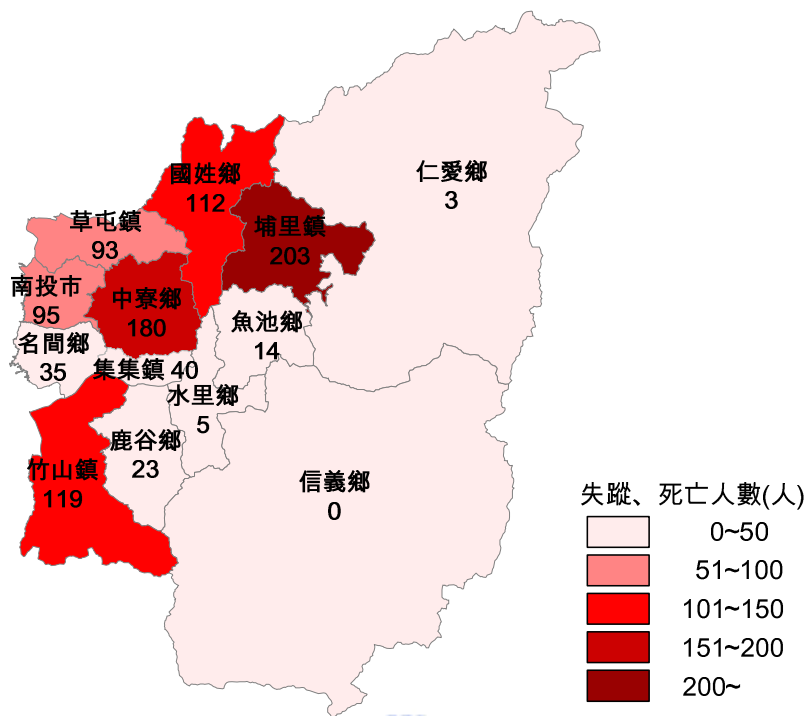


圖 4-2：南投縣九二一地震死亡、失蹤人數示意圖

(資料來源：本研究整理)

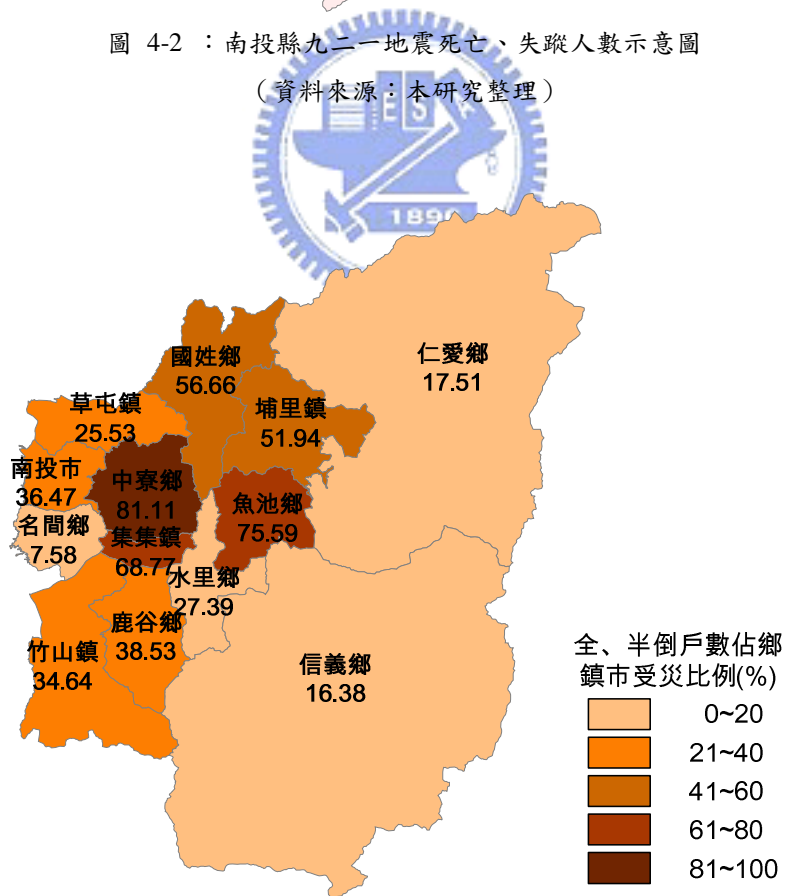


圖 4-3：南投縣九二一地震全、半倒戶數佔鄉鎮市受災比例示意圖

(資料來源：本研究整理)

4.2 資料模擬

本研究所構建模式第一階段以資料融合之程序，降低由各消息來源所收集死亡人數資料之不確定性，以減輕大規模災害初期災情消息紊亂之情形，而由於研究所需資料取得不易，故本研究將模擬各分區分時死亡人數資料與各消息來源所公佈之死亡人數資料，模擬資料假設如下：

1. 各分區死亡人數與時間之關係為一指數函數，由本研究給定時間長度。
2. 於每時間點，由各消息來源所收集各分區死亡人數資料符合常態分配，並給定其平均數與變異係數。

4.2.1 各分區分時死亡人數資料模擬

根據文獻回顧，Fiedrich *et al.* (2000) 於研究中指出地震災區受困人員之存活機率隨時間遞減且與受困人員之健康情形與受傷型態相關；反之，死亡機率隨時間遞增。但災害無法預測且災害發生前上述資料難以取得，可以使用指數函數模擬，因其圖形與其研究所收集大規模災害存活機率圖形相似。綜上所述，本研究以 4.1 式之指數函數模擬各分區分時死亡人數統計資料，並與蕃薯藤 921 再造新故鄉網站公佈之全國死亡人數依時累進資料比較如圖 4-3。

$$X_k^t = g(x) \times X_{k,Dead} \dots\dots\dots (4.1)$$

其中， X_k^t 表示第 k 分區於第 t 期的死亡人數，其中 t 為本研究給定；

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-a(x-\mu)}}, x \text{ 為符合均勻分配之遞增隨機亂數，函數}$$

圖形如圖 4-4。 a 、 μ 為控制函數形狀之參數， μ 為函數平衡點。 a 值越大，函數圖形越陡，表示死亡人數攀升速度越快；

$X_{k,Dead}$ 表示表 4-2 中各鄉鎮市死亡人數。

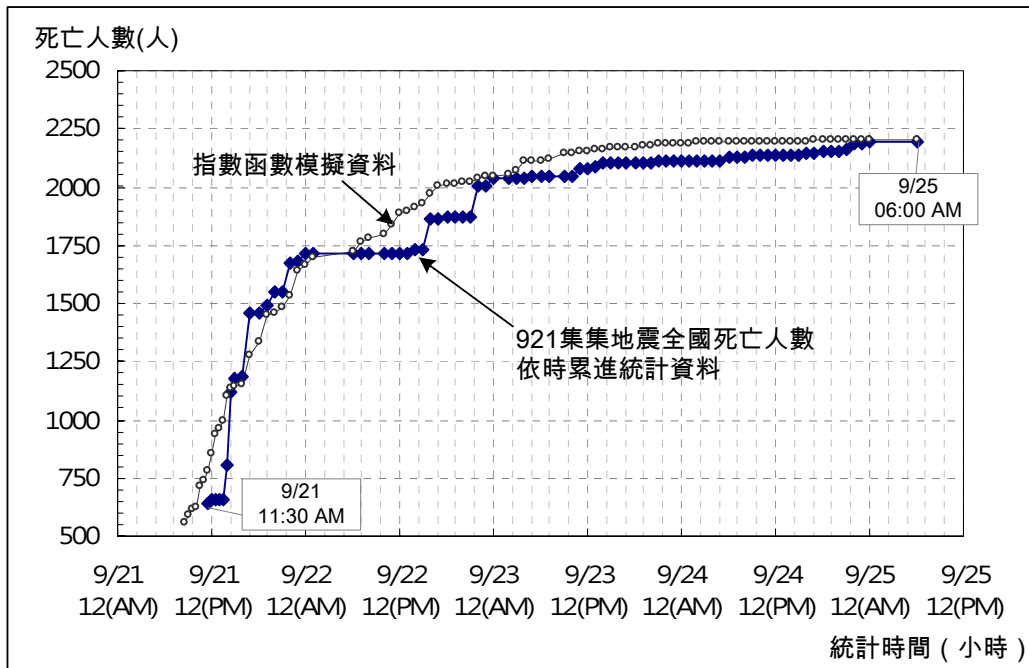


圖 4-3 : 九二一地震全國死亡人數依時累進圖
 (資料來源: 修改自蕃薯藤 921 再造新故鄉網站)

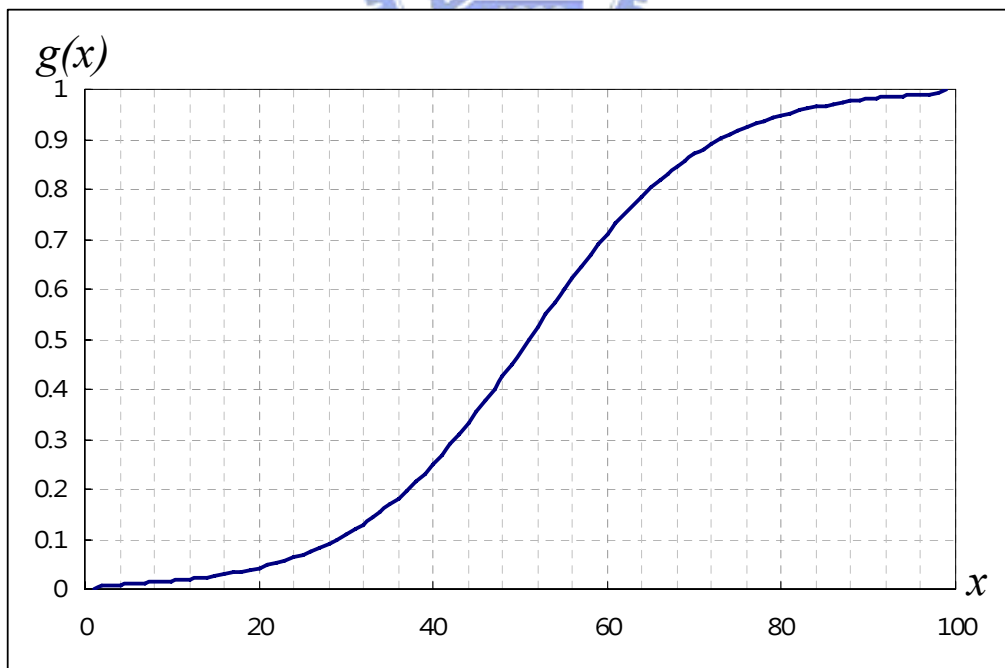


圖 4-4 : 指數函數 $g(x)$ 圖形
 (資料來源: 本研究整理)

由圖 4-3 可知，在大規模災害發生後隔天死亡人數統計資料增幅最劇，而後隨時間增加增幅減緩，最後達到一固定數值；本研究所採用之指數函數圖形為一 S 曲線，如圖 4-4 所示，可透過調整參數設定以符合上述現象。且可描述大規模災害發生初期，災區對外訊息傳遞不易，因此死亡人數統計緩慢；待通訊管道建立後，死亡人數劇增之情形。以九二一地震南投縣各鄉鎮市之死亡、失蹤人數資料為例，統計時間間距為 1 小時，共收集共 100 期之死亡人數統計資料(9/21 02:00 AM~9/25 04:00 AM, $t=0\sim 99$)，其模擬結果如表 4-3 所示。並以埔里鎮(203)、中寮鄉(180)、竹山鎮(119)、國姓鄉(112)與南投市(95)之模擬結果繪圖如圖 4-5 所示。

表 4-3：每期死亡人數統計資料模擬結果

期數	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	...	99	死亡、失蹤 人數(人)
南投市	0	2	3	3	4	6	9	10	11	14	...	95	95
埔里鎮	0	5	6	7	9	9	10	12	12	15	...	203	203
草屯鎮	0	6	7	9	16	17	17	18	20	26	...	93	93
竹山鎮	0	4	5	6	7	10	10	13	17	19	...	119	119
集集鎮	0	10	11	12	13	14	17	17	17	19	...	40	40
名間鄉	0	3	3	3	3	4	5	5	7	7	...	35	35
鹿谷鄉	0	4	5	6	6	6	7	7	7	9	...	23	23
中寮鄉	0	11	12	13	14	20	21	24	28	29	...	180	180
魚池鄉	0	5	6	8	8	9	10	10	10	11	...	14	14
國姓鄉	0	2	4	4	5	5	6	6	6	11	...	112	112
水里鄉	0	2	2	3	3	3	3	3	3	3	...	5	5
信義鄉	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0
仁愛鄉	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	...	3	3

(資料來源：本研究整理)

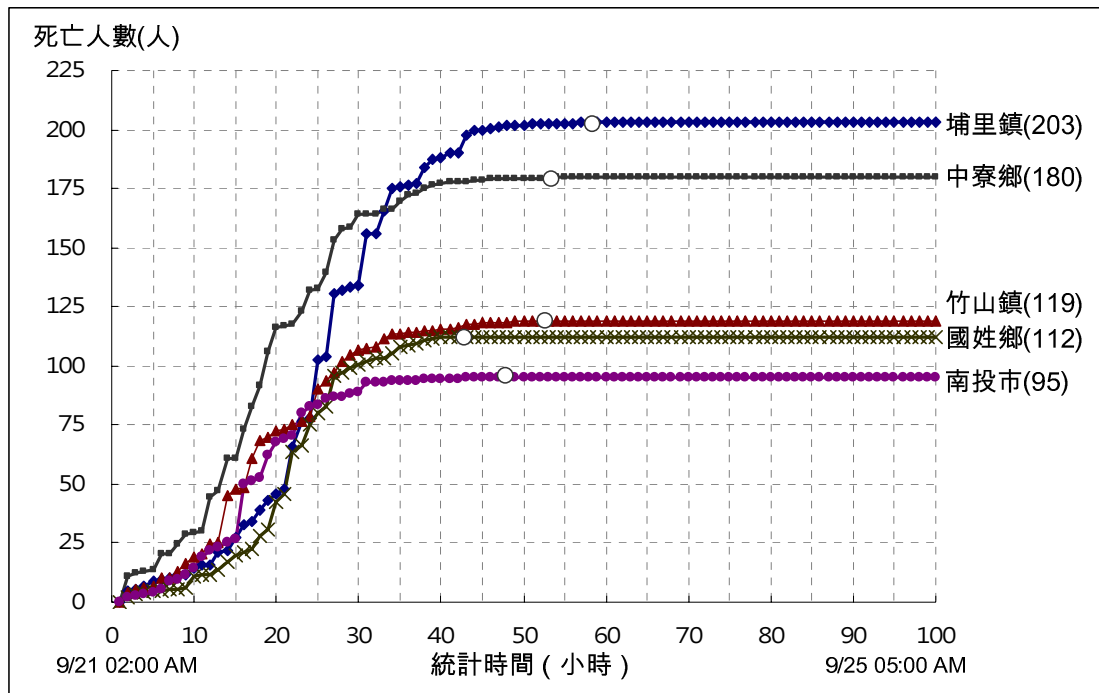


圖 4-5：死亡人數統計資料模擬結果

(資料來源：本研究整理)

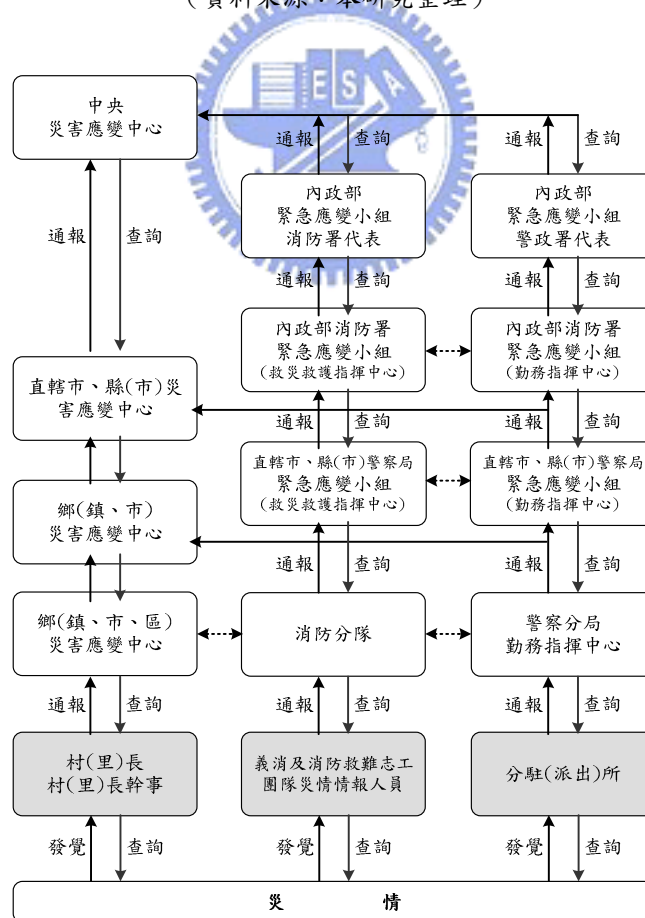


圖 4-6：南投縣災情查報通報系統圖

(資料來源：南投縣防災資訊網)

4.2.2 各消息來源公佈死亡人數資料模擬

本研究之消息來源定義參考南投縣災情查報通報系統架構(如圖 4-6),與孫式文(2000)針對 921 地震後五小時之內民眾獲知地震消息所使用媒體之調查研究,其研究指出大多數人於災後選擇第一個使用的媒體為廣播(84%),其次為電視(9.9%)等。將本研究之消息來源分成三大類:

1. 防救災指揮中心:

如鄉(鎮、市)災害應變中心,屬官方發佈統計之死亡人數資料,相較於其他救難組織,其資料發佈時間較晚,統計範圍較廣,資料較為保守準確;於資料模擬時本研究給定較低變異數與變異係數,表示資料變異程度相對較低。

2. 現場救難人員:

如各消防分隊、警察分局、民間救難志工團隊等現場救難組織統計之死亡人數資料,統計範圍有限,為未經整理之統計資料;其變異程度稍高於第一類,於資料模擬時本研究給定稍高變異數與變異係數。

3. 電子媒介:

如廣播、電視等發佈之即時統計資料,其統計範圍廣大,且因消息取得來源不一,資料未經仔細過濾且品質易參差不齊,因此本研究給予最高之變異數與變異係數,表示資料變異程度極高。

並根據假設 3,以表 4-2 之死亡、失蹤人數統計資料模擬結果,作為本研究所定義三大類消息來源所公佈死亡人數資料之輸入值(μ_0),並產生三筆隨機亂數作為各組資料之變異係數,則各組資料之標準差可如 4.2 式推導:

$$\sigma_j = \mu_0 \times CV_j \dots\dots\dots (4.2)$$

其中， σ_j 表示由第 j 個消息來源所收集死亡人數資料之標準差；

CV_j 為介於 0~1 間之隨機亂數。

最後以上述推導之標準差，產生三群各 30 筆符合常態分配之隨機正整數資料組，並依照前述分類之定義，依各組資料之變異係數大小將其分類，以模擬每時間點由各消息來源所收集各分區死亡人數之統計資料。以第一期死亡人數資料模擬結果中最嚴重的中寮鄉為例，其各消息來源公佈死亡人數資料模擬結果如表 4-4；資料模擬詳細流程如圖 4.7 所示。

表 4-4：中寮鄉各消息來源公佈死亡人數資料模擬結果 ($t=1\sim3$)

期數	死亡人數	消息來源	CV_j	σ_j	1	2	3	4	5	6	7	...	29	30	μ'_j	σ'_j	CV'_j
1	11	(1)	0.55	5.35	11	8	11	8	9	9	11	...	10	13	9.07	2.66	0.29
		(2)	0.49	6.01	7	6	7	9	9	10	6	...	13	15	8.95	3.29	0.37
		(3)	0.86	9.46	13	10	10	16	6	14	14	...	7	12	10.06	5.05	0.50
2	12	(1)	0.18	2.18	10	11	10	12	11	13	13	...	12	12	11.42	1.12	0.10
		(2)	0.37	4.50	8	13	12	13	7	10	13	...	14	12	11.51	2.24	0.19
		(3)	0.69	8.25	16	7	4	12	16	11	13	...	2	16	9.37	4.29	0.46
3	13	(1)	0.33	4.28	11	13	8	14	15	12	12	...	10	11	11.94	2.20	0.18
		(2)	0.61	7.96	3	8	10	13	13	14	10	...	6	9	10.98	3.31	0.30
		(3)	0.57	7.47	10	17	16	12	11	18	9	...	9	16	11.75	3.99	0.34
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮										⋮	⋮		

(資料來源：本研究整理)

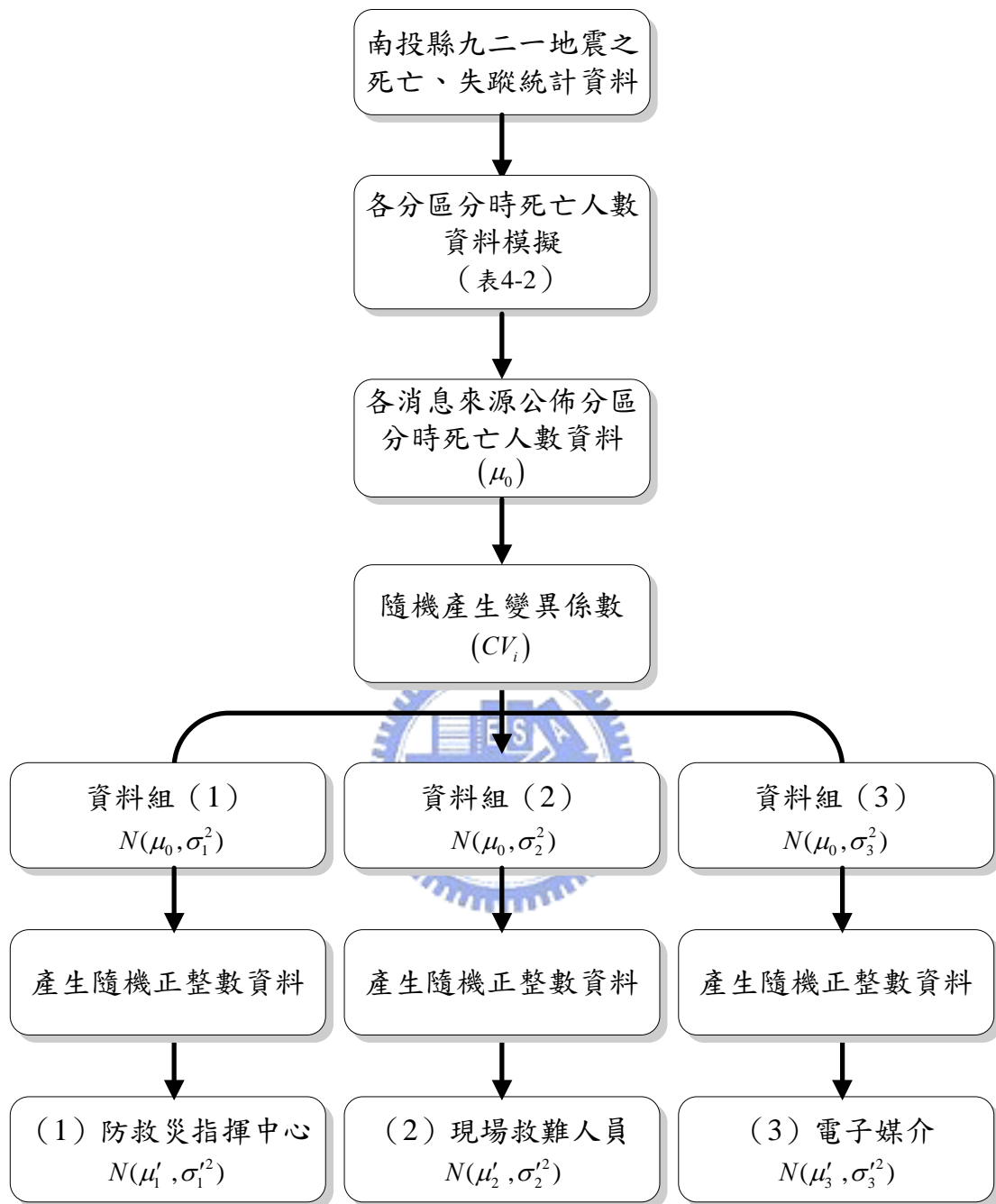


圖 4-7 : 各消息來源公佈死亡人數資料模擬流程圖

(資料來源：本研究整理)

4.3 數值測試

大規模地震災害發生後，除立即啟動防救災計畫外，決策者應儘速由各可得消息來源（如：防救災指揮中心、現場救難人員、電子媒介等）收集災情資料，以評估各地區之傷亡情形，並進行物資集結、災區需求預測等救災物流輸配送工作規劃。而由於大規模災害發生初期，災區往往發生資訊傳遞不易或災情消息紊亂等情形，本研究首先透過資料融合的處理程序，融合各消息來源之死亡人數資料，以降低死亡人數資料的不確定性，提供決策者較為確切的資訊，並迅速掌握災區情形；其後透過物資需求量推估模式，以經資料融合程序後之死亡人數推估災民所需物資數量。且因災害發生後，各鄉鎮受損程度不一，對於物資需求之急迫程度也不同，於救災物資配送作業應予以考量。本研究透過定義數個屬性以衡量各災區對物資需求之急迫性，並以自組特徵映射圖類神經網路模式將各災區依其屬性分群，再以 TOPSIS 法將各群組依其需求急迫程度排序，以作為物資配送順序之參考。

承接 4.2 節資料模擬之結果，4.3 節以模擬資料進行數值測試，並對本研究構建之救災物資需求預測模式做細部的修正，其基本情境假設如下：

1. 各消息來源所公佈之死亡人數統計資料以各鄉鎮市為基本單位。
2. 本節不探討資料遺漏之問題。

4.3.1 災情消息資料融合模式

災情消息資料融合模式於大規模災害發生後，整合不同消息來源之地震傷亡資料，以提供較符合災情的資訊，並降低所收集死亡人數資料的不確定性，其運作流程為（1）資料分類（2）熵值計算（3）權重推導（4）資料融合。其中，消息來源之定義如 4.2.2 節中所敘述，每期由防救災指揮中心、現場救難人員、電子媒介等消息來源各收集 30 筆資料。資料分類衡量標準則以收集資料之標準差 σ_j 作為可容忍資料誤差 ε ，將所收集資料分為信賴程度高、中、低三類。以中寮鄉為例，各消息來源公佈死亡人數資料模擬如表 4-4，第一期死亡人數資料融合步驟與結果如表 4-5 所示。

表 4-5：中寮鄉死亡人數資料融合步驟與結果 ($t=1$)

消息來源	μ'_j	σ'_j	CV'	信賴程度	次數	機率計算	熵值	權重	融合結果
(1) 防救災指 揮中心	9.07	2.66	0.29	高	6	0.20	1.31	0.361	9
				中	19	0.63			
				低	5	0.17			
(2) 現場救難 人員	8.95	3.29	0.37	高	6	0.20	1.37	0.311	
				中	18	0.60			
				低	6	0.20			
(3) 電子媒介	10.06	5.05	0.50	高	6	0.20	1.42	0.309	
				中	17	0.57			
				低	7	0.23			

(資料來源：本研究整理)

由表 4-5 可知，由消息來源所收集資料之不確定程度越高，即資料之變異程度與變異係數越大，表其資料越不可靠，則所計算之熵值也就越大，於資料融合步驟便分配給較低權重。如上表由電子媒介與防救災指揮中心所收集資料之熵值分別為 1.42 與 1.31，則其經權重推導後之權重分配為 0.309 與 0.361。最後，再以加權平均法將資料加以融合，以中寮鄉為例，其第一期死亡人數資料融合之結果為 9 人，南投縣各鄉鎮每期死亡人數資料融合結果如表 4-6 所示。

表 4-6：南投縣各鄉鎮每期死亡人數資料融合結果

期數	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	...	99	死亡、失蹤 人數(人)
南投市	0	2	3	3	4	6	8	9	10	13	...	95	95
埔里鎮	0	5	5	6	8	9	9	10	11	13	...	203	203
草屯鎮	0	5	6	9	15	12	15	15	18	24	...	93	93
竹山鎮	0	4	4	5	7	9	8	11	15	17	...	119	119
集集鎮	0	9	10	11	12	12	16	16	15	17	...	40	40
名間鄉	0	3	3	3	3	3	4	4	6	6	...	35	35
鹿谷鄉	0	3	5	5	5	5	6	7	7	8	...	23	23
中寮鄉	0	9	11	11	12	18	17	22	27	29	...	180	180
魚池鄉	0	4	5	7	7	8	9	9	9	9	...	14	14
國姓鄉	0	2	4	4	4	5	5	5	6	9	...	112	112
水里鄉	0	2	2	3	3	3	3	3	3	3	...	5	5
信義鄉	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0
仁愛鄉	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	...	3	3

(資料來源：本研究整理)

4.3.2 物資需求量推估模式

本節物資需求量推估模式，以上節資料融合後之死亡人數推估救災物資需求量，並以維生包、飲用水等消耗性物資為主。其中，維生包為供應三餐所需，以每人每日所需數量為 3 份推估，但考量一般用餐時間間隔約為 5~6 小時與睡眠時間之限制，將其修正為 1/5 (3/15)，並於 16 小時 (7 個配送週期) 內配送完畢，下次配送則始於隔日用餐時間前；飲用水則參考內政部頒訂之「直轄市、縣(市)危險區域(村里、部落)因應天然災害緊急救濟物資儲存作業要點範例」，以每人每日以 4 公升計算，故其每人每小時需求為 1/6 公升。救援物資到達災區前，災民可等待救援時間上限 \bar{L}_k 以 3 小時計；災民可容忍物資缺乏機率 α 為 10%，即救援物資滿足災民需求之機率為 90%，則經統計查表其 $Z_{1-\alpha}$ 值為 1.645；以中寮鄉為例，若於第四期開始配送，配送週期設定為 2 小時，並於每期末預測其物資需求，則中寮鄉每期物資需求量推估結果可如表 4-7 所計算。

表 4-7：中寮鄉物資需求量推估結果

期數	死亡人數	存活人數	維生包(份)			飲用水(公升)		
			物資 需求量	需求量 上限	潛在物資 短缺數量	物資 需求量	需求量 上限	潛在物資 短缺數量
2	11	18,241	3,648	-	-	3,040	-	-
3	11	18,241	3,648	10,945	2	3,040	9,121	2
4	12	18,240	3,648	-	-	3,040	-	-
5	18	18,234	3,648	10,940	6	3,040	9,117	5
6	17	18,235	3,648	-	-	3,040	-	-
7	22	18,230	3,648	10,938	8	3,040	9,115	7
8	27	18,225	3,647	-	-	3,039	-	-
9	29	18,223	3,647	10,934	13	3,039	9,112	10
10	27	18,225	3,647	-	-	3,039	-	-
11	39	18,213	3,646	10,928	16	3,039	9,107	14
12	43	18,209	3,646	-	-	3,038	-	-
13	57	18,195	3,645	10,917	25	3,038	9,098	21
14	50	18,202	3,645	-	-	3,038	-	-
15	65	18,187	3,645	10,912	31	3,037	9,094	25
16	67	18,185	3,644	-	-	3,037	-	-
17	80	18,172	3,644	-	-	3,036	9,086	32
18	91	18,161	3,643	-	-	3,036	-	-
19	105	18,147	3,642	-	-	3,035	9,121	42
20	114	18,138	3,641	-	-	3,035	-	-

(資料來源：本研究整理)

由上表可知，為確保下一次救災物資到達前，災民能有足夠的救援物資，每配送週期所需配送消耗性物資之需求量上限，須滿足災民可等待救援時間上限 3 小時內所產生之平均需求數量與其誤差，即潛在物資短缺數量；實務之配送作業則需考量各鄉鎮對救災物資需求之急迫程度。

4.3.3 需求分群類神經網路模式

(1) 屬性定義

承上所述，因各災區受創程度不同，因此配送作業則需考量各鄉鎮對救災物資需求之急迫程度，本研究透過定義量化與質化屬性以衡量之，並以自組特徵映射圖類神經網路模式將各災區分群。其中，屬性定義如 3.4.1 節所詳述， $u_k^1(t)$ 為

第 t 期死亡人數佔災區總人口數之比率，以表 4-6 之每期死亡人數資料融合結果除以總人口數計算； $u_k^2(t)$ 與 $u_k^3(t)$ 則整理自表 4-1 之南投縣統計資料； $u_k^4(t)$ 表示與前次配送物資至第 k 分區之時間間隔，因此初始資料皆設為 0，其後於每期末被服務之災區將給予較高的值； $u_k^5(t)$ 為建物受損情形之語意資料，由於資料取得不易，因此依表 4-2 之南投縣災情統計資料全、半倒戶數佔鄉鎮市受災比例給予不同評分，實際操作應以每期之建物受損情形語意資料為主，若於第四期開始配送，則第三期南投縣各鄉鎮需求屬性計算如表 4-8 所示。

表 4-8：南投縣各鄉鎮需求屬性結果 ($t=3$)

$t=3$	$u_k^1(t)$	$u_k^2(t)$	$u_k^3(t)$	$u_k^4(t)$	$u_k^5(t)$
南投市	0.0299	1463.3	32.8	0	2
埔里鎮	0.0902	544.1	31.1	0	3
草屯鎮	0.0987	930.8	31.1	0	2
竹山鎮	0.0989	251.8	30.5	0	2
集集鎮	1.1296	246.4	32.1	0	3
名間鄉	0.0784	514.5	31.7	0	1
鹿谷鄉	0.3057	150	32.1	0	2
中寮鄉	0.7755	124.5	31.7	0	4
魚池鄉	0.5073	147.4	31.5	0	4
國姓鄉	0.1945	140.3	31.5	0	3
水里鄉	0.1416	219.3	31	0	2
信義鄉	0.0000	12.6	34.8	0	1
仁愛鄉	0.0000	12.1	31.4	0	1

(資料來源：本研究整理)

(2) 類神經網路分群結果

本研究以自組特徵映射圖類神經網路模式將各災區之物資需求依其需求屬性間交互影響關係及相似程度進行分群，並以 Matlab 7.0 之類神經網路工具箱 (NNTOOL) 建構網路。為消除變數尺度在分群步驟時對權重關係之影響，輸入資料先以 3.15.1 式之公式進行資料標準化處理，且為增加分群之準確性，每期分群完成後之資料點並不移除，與下期資料共同做為輸入資料，如於第四期開始配送，則所輸入資料為 1~3 期共 39 筆資料，第三期標準化後資料如表 4-9。

表 4-9：南投縣各鄉鎮需求屬性標準化結果 ($t=3$)

$t=1\sim 3$	$u_k^1(t)$	$u_k^2(t)$	$u_k^3(t)$	$u_k^4(t)$	$u_k^5(t)$
$\overline{u_k^N}$	0.2243	365.9308	31.7923	0	2.3077
S_k^N	0.2926	405.1848	1.0456	0	1.0040
南投市	-1.1713	2.8916	0.9988	0	0.4316
埔里鎮	-0.9026	0.3796	0.9453	0	0.8649
草屯鎮	-0.8647	1.4364	0.9453	0	0.4316
竹山鎮	-0.8638	-0.4192	0.9265	0	0.4316
集集鎮	3.7324	-0.4339	0.9768	0	0.8649
名間鄉	-0.9552	0.2987	0.9642	0	-0.0018
鹿谷鄉	0.0586	-0.6974	0.9768	0	0.4316
中寮鄉	2.1535	-0.7670	0.9642	0	1.2982
魚池鄉	0.9575	-0.7045	0.9579	0	1.2982
國姓鄉	-0.4375	-0.7239	0.9579	0	0.8649
水里鄉	-0.6731	-0.5080	0.9422	0	0.4316
信義鄉	-1.3047	-1.0728	1.0617	0	-0.0018
仁愛鄉	-1.3047	-1.0742	0.9548	0	-0.0018

(資料來源：本研究整理)

表 4-10：類神經網路工具箱輸入參數與網路組態

輸入參數	輸入值
輸入層神經元個數	5
輸出拓撲	2x2 隨機拓撲
學習循環	5000
排序階段學習速率	0.9 (系統預設)
調諧階段的學習速率	0.02 (系統預設)
距離函數	歐幾里得距離函數

(資料來源：本研究整理)

類神經網路工具箱輸入參數與網路組態整理如表 4-10 所示，本研究類神經網路分群模式輸入層神經元個數設為 5 個（各鄉鎮需求屬性為 5 個）；且因本研究之問題性質不適宜分為太多群組，故經重複試驗選擇 2x2 之隨機拓撲，即將南投縣各鄉鎮依需求屬性分為 A、B、C、D 共 4 群組；學習循環為 5000 次，距離函數則根據 3.4.2 之演算法選擇歐幾里得距離函數，輸入資料為 1~3 期共 39 筆資料；聚類中心則依 3.22 式計算，其第三期之分群結果與聚類中心計算如表 4-11 所示。

表 4-11：南投縣各鄉鎮依需求屬性分群結果 ($t=1\sim3$)

$t=3$	$u_k^1(t)$	$u_k^2(t)$	$u_k^3(t)$	$u_k^4(t)$	$u_k^5(t)$	群組
南投市	0.0299	1463.3	32.8	0	2	A
埔里鎮	0.0902	544.1	31.1	0	3	B
草屯鎮	0.0987	930.8	31.1	0	2	A
竹山鎮	0.0989	251.8	30.5	0	2	C
集集鎮	1.1296	246.4	32.1	0	3	D
名間鄉	0.0784	514.5	31.7	0	1	B
鹿谷鄉	0.3057	150.0	32.1	0	2	D
中寮鄉	0.7755	124.5	31.7	0	4	D
魚池鄉	0.5073	147.4	31.5	0	4	D
國姓鄉	0.1945	140.3	31.5	0	3	C
水里鄉	0.1416	219.3	31.0	0	2	C
信義鄉	0.0000	12.6	34.8	0	1	C
仁愛鄉	0.0000	12.1	31.4	0	1	C
聚類中心 (Centroids)	0.0549	1197.1	32.0	0	2.0	A
	0.0766	529.3	31.4	0	2.0	B
	0.0899	129.9	31.9	0	1.8	C
	0.6430	170.5	31.8	0	3.5	D

(資料來源：本研究整理)



4.3.4 群組排序

由表 4-11 中各群組之群聚中心，可以單一屬性決定各群組之排序與配送先後之順序。但配送先後順序之決定無法以單一屬性客觀的判定，必須同時考慮多個屬性，由不同構面加以判斷，故本研究以多個屬性決定救災物資之急迫程度排序，使用 TOPSIS 法將各群組排序。以 TOPSIS 法進行各群組對救援物資急迫程度排序之運算步驟如下：(1) 建構評估矩陣 (2) 標準化評估矩陣(v) (3) 決定準則權重 (4) 決定正、負理想解 (5) 計算各群組距正、負理想解之距離(S^+ 、 S^-)，與步驟 (6) 計算各群組對理想解之相對接近程度(C)，並依據其值之大小將各群組排序。其中，評估矩陣即為表 4-11 各群組聚類中心之屬性值，第 2~4 步驟計算如表 4-12 所示。

表 4-12：南投縣各鄉鎮依需求屬性分群排序計算結果（步驟 2~4）

$t=3$	$u_k^1(t)$	$u_k^2(t)$	$u_k^3(t)$	$u_k^4(t)$	$u_k^5(t)$
v_1	0.0635	0.5906	0.2515	0	0.2145
v_2	0.0887	0.2612	0.2472	0	0.2145
v_3	0.1040	0.0641	0.2509	0	0.1956
v_4	0.7439	0.0841	0.2504	0	0.3754
熵值(e_N)	0.6097	0.7545	1.0000	0	0.9719
屬性組成(d_N)	0.3903	0.2455	0.0001	1.0000	0.0281
準則權重(w_N)	0.2345	0.1475	0.0001	0.6010	0.0169
正理想解	0.7439	0.5906	0.2515	0	0.3754
負理想解	0.0635	0.0641	0.2472	0	0.1956

（資料來源：本研究整理）

表 4-13：南投縣各鄉鎮依需求屬性分群排序結果（步驟 5~6）

t	群組	S^+	S^-	C	排序	群組成員
3	A	0.3302	0.2023	0.3799	2	南投市、草屯鎮
	B	0.3423	0.0767	0.1831	3	埔里鎮、名間鄉
	C	0.3708	0.0196	0.0502	4	竹山鎮、國姓鄉、水里鄉、信義鄉、仁愛鄉
	D	0.1946	0.3304	0.6294	1	集集鎮、鹿谷鄉、中寮鄉、魚池鄉
4	A	0.4091	0.4068	0.4986	2	南投市、草屯鎮、名間鄉、信義鄉、仁愛鄉
	B	0.5458	0.0514	0.0860	4	-
	C	0.3646	0.3239	0.4704	3	埔里鎮、竹山鎮、鹿谷鄉、國姓鄉、水里鄉
	D	0.4068	0.4091	0.5014	1	集集鎮、中寮鄉、魚池鄉

（資料來源：本研究整理）

由表 4-12 可知，若衡量屬性組成之相異程度（Degree of divergence）之指標 d_N 之值越大，該屬性也越顯重要，透過權重推導，將配給較大權重；反之，將分配給較低權重。各群組依據其對理想解之相對接近程度（即 C 值）大小排序結果如表 4-13 所示，第三期之排序結果依序為 D、A、B、C，其中 D 群組之排序順序為第一，表示對救援物資之急迫程度越高，應優先配送救援物資，故第四期優先配送之鄉鎮為集集鎮、鹿谷鄉、中寮鄉、魚池鄉。且配送物資後，上述鄉鎮之 $u_k^4(t)$ 屬性，即距前次配送物資之時間間隔皆設為 0，其餘未配送之鄉鎮則設為 1。則第四期之分群排序結果顯示，鹿谷鄉之排序順序為第三，表配送救災物資後，鹿谷鄉對救災物資之需求為較不迫切。

第五章 情境分析

本章以敏感度分析，觀察在不同參數設定對資料融合結果之影響；並透過不同參數組合，設計數個符合大規模災害發生後實際操作所會發生之情境，以探討本研究所建構救災物資需求預測模式之適用性，並對結果加以分析。敏感度分析將詳述於 5.1 節，情境分析則如 5.2 節所述。

5.1 敏感度分析

本研究所建構之救災物資需求預測模式，主要以融合救災期間內來自不同消息來源所公佈之死亡人數資料，推估各災區所需物資數量。並透過計算各消息來源發佈死亡人數資料之熵值決定其融合權重。由 2.1 式可知，欲計算熵值，需先將所收集資料予以分類，以求得各資料點於定義分類中發生機率，再計算各消息來源所收集資料之熵值，最後再依熵值大小配給不同資料融合權重。

資料分類方式則如 3.2.2 節所述，主要以收集資料之平均數 (μ) 與決策者可容忍資料誤差 (ε) 作為分類依據，而決策者可容忍資料誤差為設定分類空間大小之重要參數。因此，為掌握其對死亡人數資料融合結果之影響程度，本節針對決策者可容忍資料誤差 (ε) 進行敏感度分析之測試。其中，分析資料為前述數值分析之中寮鄉第一期消息來源公佈死亡人數資料模擬結果 (表 4-4)，並以各消息來源公佈死亡人數資料之變異數 (σ) 為決策者可容忍資料誤差初始值，測試間距設定為 0.2 倍，其餘參數不作變動，以觀察在不同分類空間大小對資料融合模式之影響，分析結果如表 5-1 所示。

表 5-1：決策者可容忍資料誤差敏感度分析（以中寮鄉 $t=1$ 資料為例）

ε	消息來源	μ'_j	σ'_j	CV'	信賴程度			熵值	權重	融合結果
					高	中	低			
0.2σ	(1)	9.07	2.66	0.29	3 (0.10)	16 (0.53)	11 (0.37)	0.816	0.311	9.511 (10)
	(2)	8.95	3.29	0.37	1 (0.03)	18 (0.60)	11 (0.37)	0.973	0.219	
	(3)	10.06	5.05	0.50	1 (0.03)	15 (0.50)	14 (0.47)	0.664	0.470	
0.4σ	(1)	9.07	2.66	0.29	3 (0.10)	17 (0.57)	10 (0.33)	1.325	0.350	9.327 (9)
	(2)	8.95	3.29	0.37	3 (0.10)	17 (0.57)	10 (0.33)	1.325	0.350	
	(3)	10.06	5.05	0.50	4 (0.13)	12 (0.40)	14 (0.47)	1.429	0.300	
0.6σ	(1)	9.07	2.66	0.29	4 (0.13)	17 (0.57)	9 (0.30)	1.373	0.381	9.333 (9)
	(2)	8.95	3.29	0.37	6 (0.20)	14 (0.47)	10 (0.33)	1.506	0.317	
	(3)	10.06	5.05	0.50	7 (0.23)	13 (0.43)	10 (0.33)	1.541	0.302	
0.8σ	(1)	9.07	2.66	0.29	4 (0.13)	19 (0.63)	7 (0.23)	1.295	0.375	9.343 (9)
	(2)	8.95	3.29	0.37	7 (0.23)	17 (0.57)	6 (0.20)	1.419	0.312	
	(3)	10.06	5.05	0.50	6 (0.20)	17 (0.57)	7 (0.23)	1.419	0.312	
σ	(1)	9.07	2.66	0.29	6 (0.20)	19 (0.63)	5 (0.17)	1.313	0.361	9.337 (9)
	(2)	8.95	3.29	0.37	6 (0.20)	18 (0.60)	6 (0.20)	1.371	0.311	
	(3)	10.06	5.05	0.50	6 (0.20)	17 (0.57)	7 (0.23)	1.419	0.309	
1.2σ	(1)	9.07	2.66	0.29	4 (0.13)	22 (0.73)	4 (0.13)	1.103	0.312	9.399 (9)
	(2)	8.95	3.29	0.37	3 (0.10)	22 (0.73)	5 (0.17)	1.091	0.319	
	(3)	10.06	5.05	0.50	3 (0.10)	23 (0.77)	4 (0.13)	1.014	0.369	
1.4σ	(1)	9.07	2.66	0.29	3 (0.10)	24 (0.80)	3 (0.10)	0.922	0.248	9.461 (9)
	(2)	8.95	3.29	0.37	3 (0.10)	25 (0.83)	2 (0.07)	0.812	0.320	
	(3)	10.06	5.05	0.50	2 (0.07)	26 (0.87)	2 (0.07)	0.700	0.431	
1.6σ	(1)	9.07	2.66	0.29	2 (0.07)	26 (0.87)	2 (0.07)	0.700	0.154	9.644 (10)
	(2)	8.95	3.29	0.37	1 (0.03)	27 (0.90)	2 (0.07)	0.561	0.240	
	(3)	10.06	5.05	0.50	2 (0.07)	28 (0.93)	0 (0.00)	0.353	0.605	

（資料來源：本研究整理）

表 5-1 (續)：決策者可容忍資料誤差敏感度分析 (以中寮鄉 t=1 資料為例)

ε	消息來源	μ'_j	σ'_j	CV'	信賴程度			熵值	權重	融合結果
					高	中	低			
1.8σ	(1)	9.07	2.66	0.29	1 (0.03)	29 (0.97)	0 (0.00)	0.211	0.333	9.362 (9)
	(2)	8.95	3.29	0.37	0 (0.00)	29 (0.97)	1 (0.03)	0.211	0.333	
	(3)	10.06	5.05	0.50	1 (0.03)	29 (0.97)	0 (0.00)	0.211	0.333	
2.0σ	(1)	9.07	2.66	0.29	0 (0.00)	30 (1.00)	0 (0.00)	0	-	-
	(2)	8.95	3.29	0.37	0 (0.00)	30 (1.00)	0 (0.00)	0	-	
	(3)	10.06	5.05	0.50	0 (0.00)	30 (1.00)	0 (0.00)	0	-	

(資料來源：本研究整理)

如上表所示，決策者可容忍資料誤差值對於資料融合結果並不敏感，但由表中可知，決策者可容忍資料誤差之值決定分類空間之範圍，因此直接影響各資料點於定義分類中發生機率，與所計算之熵值大小。如測試結果所示，過小與過大之參數設定 ($0.4\sigma \geq \varepsilon \geq \sigma$)，均會影響熵值之計算，導致於無法以熵值衡量各消息來源所收集資料之不確定程度，如：可容忍資料誤差為 1.4σ 時，即無法以資料之變異程度計算正確熵值，因其變異係數之趨勢與熵值大小並不相符，如 3.2.2 節所詳述，當收集資料之變異係數越大，即表資料不確定程度越大，則所計算之熵值應越大，反之亦然。若兩者之趨勢不符，即表其熵值無法反應所收集資料之不確定程度，因此於權重分配階段便無法配給適當權重進行資料融合。

承上所述，本研究建議決策者可容忍資料誤差參數值之決定，除依所收集資料之特性設定外，應確認變異係數與熵值之趨勢是否相符，以求出恰當資料融合結果。且由於實務操作上，無法預知所收集資料之特性與變異程度，因此可參考本研究之分類方式，將決策者可容忍資料誤差 ε 設定為資料之標準差，即 $\varepsilon = \sigma$ ，則資料落入各分類區間之機率與計算，如前述表 3-1。

5.2 情境建立與評估準則

本研究建構之救災物資需求預測模式，主要以資料融合之方式，融合各消息來源所公佈死亡人數資料，以提供較符合災情的死亡人數資料，進一步推估災區之物資需求。因此輸入資料之特性，直接影響資料融合之結果，故本節將透過不同參數組合，模擬數個大規模災害發生後，可能發生之資料特性組合對資料融合結果之影響，藉以探討本研究所建構救災物資需求預測模式之適用性，並對情境模擬之結果加以分析。

5.2.1 情境建立

承上所述，本研究依據實務操作階段，由各消息來源所收集死亡人數資料最有可能發生之情形，彙整數項可能會影響資料融合結果之因素，以做為模擬情境發展之情境變數，考慮之情境變數與情境假設詳述如下：

1. 消息來源分類：

本研究之消息來源即表死亡人數資料之來源，其定義詳述於 4.2.2 節；根據文獻回顧，本研究數值測試將消息來源分成三大類，並根據其發佈資料之熵值，分別配給不同資料融合權重。為清楚表達權重變化，本節則再將消息來源分類假設為兩類（官方、非官方）與三類（防救災指揮中心、現場救難人員與電子媒介）。

2. 收集資料筆數：

即表由各消息所收集之死亡人數資料數；可收集之資料數量越多，表示災區與外界資訊傳遞越暢通，有足夠的資料以進行資料融合程序，獲得較佳之資料融合結果；反之，則可能災情嚴重，災區內訊息難以取得，資料融合之結果不符實際災情。因此，本節以 30 筆與 10 筆資料量，分別表示可收集資料數量多寡。

3. 各組資料間差異程度：

本研究透過計算各消息來源所發佈死亡人數資料之熵值以決定死亡人數資料之融合權重。所計算之熵值越大，表由消息來源收集之資料不確定程度越大，於資料融合階段配給較低權重。因此，本節情境分析假設各組資料之間具有資料變異數差異小、無差異、差異大三種量度，以測試所建構模式是否能依各組資料之差異程度配給適當融合權重。其中，各組資料間無差異表示資訊暢通，各消息來源所發佈消息一致。

綜上所述，本節情境分析考慮之情境變數與情境假設整理如表 5-2 所示；並根據表 5-2 對情境變數之假設，表 5-3 以情境矩陣將不同情境變數交叉結合，以挑選當大規模災害發生後，資料融合階段所會遭遇最為樂觀、最為悲觀及最有可能發生情境，將如 5.2.2 節中說明。

表 5-2：情境假設

情境變數	情境假設
消息來源分類	2 類、3 類
收集資料筆數	10 筆、30 筆
各組資料間差異	差異小、無差異、差異大

(資料來源：本研究整理)

表 5-3：情境矩陣

各消息來源 收集資料筆數	各組資料間差異		
	差異小	無差異	差異大
(30, 30)	情境 1 (最樂觀)	情境 2	情境 3
(30, 10)	情境 4	情境 5	情境 6 (最有可能)
(10, 10)	情境 7	情境 8	情境 9 (最悲觀)
(30, 30, 30)	情境 10 (最樂觀)	情境 11	情境 12
(30, 30, 10)	情境 13	情境 14	情境 15 (最有可能)
(30, 10, 10)	情境 16	情境 17	情境 18
(10, 10, 10)	情境 19	情境 20	情境 21 (最悲觀)

(資料來源：本研究整理)

5.2.2 情境說明

當大規模地震災害發生後，應立即啟動防救災計畫，決策者則應儘速由各可得消息來源（如：防救災指揮中心、現場救難人員、電子媒介等）收集災情資料，以評估各地災情，並進行物資集結、災區需求預測等救災物流輸配送作業之規劃。由於大規模災害發生初期，災區往往發生資訊傳遞不易或災情消息紊亂等情形，本研究所建構模式首先以資料融合的處理程序，融合由各消息來源所收集之死亡人數資料，以降低死亡人數資料的不確定性，並提供決策者較為符合災情之資訊，以迅速掌握災區情形。

針對資料融合階段所會遭遇之可能情境，本研究以表 5-3 之情境矩陣，考量三個情境變數對資料融合結果所造成之影響，並挑選資料融合階段會遭遇之最為樂觀、最為悲觀以及最可能發生情境說明如下：

1. 最樂觀之情境：

如情境 1 及情境 10；由各消息來源所收集資料筆數充足，有足夠的資料以進行資料融合程序，且各組資料之間差異小，表各個消息來源所發佈之死亡人數資料較為一致。

2. 最可能發生之情境：

情境 6 及情境 15 為最有可能發生之情形；由非官方（現場救難人員與電子媒介）所收集死亡人數之資料筆數多，官方消息則因資料發佈時間較晚、統計範圍較廣等因素，可收集之資料筆數較少。且因各消息來源因訊息取得方式不一，因此各組資料之間差異較大，資料較為紊亂。

3. 最悲觀之情境：

如情境 9 及情境 21；災區內訊息可能因災情嚴重，難以取得訊息或訊息傳遞不易，且因各消息來源所發佈之死亡人數資料紊亂不一致，因此各組資料間差異較大。

5.2.3 評估準則

本研究以均方誤差 (Mean Squared Error, MSE) 之指標評估本研究資料融合模式所求得死亡人數值與實際死亡人數值間差異；均方誤差之值越小，表資料融合求得之死亡人數與實際死亡人數值差異越小，越接近實際死亡人數，其公式如式 5.1 所示：

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (\bar{X}_k^t - X_k^t)^2 \dots\dots\dots (5.1)$$

其中，MSE 即為均方誤差；

\bar{X}_k^t 表示第 k 分區於第 t 期經資料融合程序處理後所得的死亡人數， $t=1,2,\dots,n$ ， $k=1,2,\dots,q$ ；

X_k^t 表示第 k 分區於第 t 期實際死亡人數。



5.3 情境模擬

本節將模擬符合 5.2.2 節中所建構情境假設之資料，以進行數值測試，並觀察各情境假設下資料融合模式之權重變化，最後再對其模擬結果進行分析及比較之工作。

5.3.1 情境資料模擬

本小節以 4.2.2 節之資料模擬方法隨機產生符合常態分配之正整數資料組，以模擬各情境假設下各消息來源公佈死亡人數資料，並透過變異數檢定方法，檢定各組資料之變異數，以確保各組資料符合各組資料間具有資料變異數差異小、無差異、差異大之情境變數設定。其中，各資料組則依 4.2.2 節之消息來源定義命名；以中寮鄉為例，其第一期各消息來源公佈死亡人數之情境分析模擬資料如表 5-4 所示，資料融合步驟與結果則詳述如後：

表 5-4：中寮鄉情境分析模擬資料 ($t=1$)

情境命名	情境	消息來源	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...	29	30	資料筆數	μ'_j	σ'_j	CV'_j
最樂觀	情境 1	(1)	9	4	12	18	17	20	4	10	17	5	...	24	7	30	10.50	5.24	0.50
		(2)	12	9	25	6	18	11	11	4	9	9	...	4	1	30	11.60	6.92	0.60
	情境 10	(1)	14	10	9	8	14	13	12	11	10	9	...	10	11	30	10.23	2.32	0.23
		(2)	12	19	6	14	7	4	10	9	11	16	...	12	10	30	11.80	3.96	0.34
最可能	情境 6	(1)	11	9	11	13	12	13	10	11	12	10	-	-	-	10	11.17	1.35	0.12
		(2)	12	10	21	8	16	11	11	6	9	10	...	6	4	30	11.41	4.74	0.42
	情境 15	(1)	11	13	10	11	10	10	11	11	11	12	-	-	-	10	10.96	0.91	0.08
		(2)	14	10	9	7	14	14	12	11	10	9	...	10	11	30	10.18	2.48	0.24
	情境 9	(1)	11	10	11	12	12	13	10	11	12	10	-	-	-	10	11.13	1.02	0.09
		(2)	12	9	23	7	17	11	11	5	9	10	-	-	-	10	11.30	5.07	0.45
最悲觀	情境 21	(1)	11	12	10	11	10	10	11	11	11	12	-	-	-	10	10.97	0.66	0.06
		(2)	14	10	9	7	14	14	12	11	10	9	-	-	-	10	10.94	2.31	0.21
	(3)	7	13	9	1	18	16	17	15	7	21	-	-	-	10	12.38	6.26	0.51	

(資料來源：本研究整理)

5.3.2 各情境模擬結果

(一) 最樂觀之情境：

情境 1 及情境 10 為最樂觀之情境，收集資料筆數充足且各組資料之間變異數差異小，表各個消息來源所發佈之死亡人數資料較為一致，其資料融合結果如下表 5-5 所示。由表中可知，所收集資料越不可靠，表示其變異程度越大，則所計算之熵值也就越大，於資料融合步驟便分配給較低權重。反之，資料越集中，變異程度越小，其可信程度越高，則配給較高資料融合權重。

表 5-5：中寮鄉最樂觀情境資料融合步驟與結果 ($t=1$)

情境	資料筆數	消息來源	μ'_j	σ'_j	CV'	信賴程度			熵值	權重	融合結果
						高	中	低			
1	30	(1)	10.50	5.24	0.50	6 (0.20)	20 (0.67)	4 (0.13)	1.24	0.53	11.02 (11)
	30	(2)	11.60	6.92	0.60	6 (0.20)	19 (0.63)	5 (0.17)	1.31	0.47	
10	30	(1)	10.23	2.32	0.23	4 (0.13)	21 (0.70)	5 (0.17)	1.18	0.37	11.08 (11)
	30	(2)	11.80	3.96	0.34	4 (0.13)	20 (0.67)	6 (0.20)	1.24	0.33	
	30	(3)	11.33	4.49	0.40	6 (0.20)	19 (0.63)	5 (0.17)	1.31	0.30	

(資料來源：本研究整理)

(二) 最可能發生之情境：

情境 6 及情境 15 為最可能發生之情境，其資料融合結果如表 5-6 所示。其中一消息來源可收集資料筆數較少，如防救災指揮中心等官方組織所發佈之消息，其資料雖少但較為保守準確；而其餘消息來源可提供之資料較多，如電子媒介、民間救難團體等非官方組織所發佈之消息，其提供資料筆數雖多但組成混雜。故造成資料筆數不同之情形（各為 10、30 筆資料或為 10、30、30 筆資料）；且資料多為未整理之訊息，因此資料較為紊亂，各組資料之間差異較大。

表 5-6：中寮鄉最可能情境資料融合步驟與結果 (t=1)

情境	資料筆數	消息來源	μ'_j	σ'_j	CV'	信賴程度			熵值	權重	融合結果
						高	中	低			
6	10	(1)	11.17	1.35	0.12	3 (0.30)	6 (0.60)	1 (0.10)	1.30	0.51	11.29 (11)
	30	(2)	11.41	4.74	0.42	6 (0.20)	19 (0.63)	5 (0.17)	1.31	0.49	
15	10	(1)	10.96	0.91	0.08	2 (0.20)	6 (0.60)	2 (0.20)	1.37	0.29	10.81 (11)
	30	(2)	10.18	2.48	0.24	4 (0.13)	21 (0.70)	5 (0.17)	1.18	0.39	
	30	(3)	11.46	6.33	0.55	6 (0.20)	19 (0.63)	5 (0.17)	1.31	0.32	

(資料來源：本研究整理)

由上表可知，資料筆數較少之資料來源，其熵值計算對於各資料點於定義分類中發生之機率極為敏感。因此即使輸入資料變異程度較小，所計算出之熵值並無明顯差異，無法配給適當權重以進行資料融合之工作；且若透過比較各組資料之熵值大小配給權重，各組資料之比較標準應一致。針對資料筆數不一與資料遺漏之問題，本研究建議可以 (1) 以各組之平均數代替，如表 5-7 或 (2) 依經驗法則再給予各消息來源另一恰當權重 (Jee, 2000)，如式 5.2 所示。由表 5-7 可知，以各組之平均數替代遺漏資料後，其熵值降低，表示其資料較為集中，因此給予較高融合權重；而由於資料筆數少之資料來源，往往為官方所發佈之保守資訊，因此給予較高之融合權重為合理之作法。

表 5-7：資料筆數不一之資料融合步驟與結果

情境	資料筆數	消息來源	μ'_j	σ'_j	CV'	信賴程度			熵值	權重	融合結果
						高	中	低			
6	30	(1)	11.06	0.76	0.07	1 (0.03)	25 (0.83)	4 (0.13)	0.77	0.74	11.15 (11)
	30	(2)	11.41	4.74	0.42	6 (0.20)	19 (0.63)	5 (0.17)	1.31	0.26	
15	30	(1)	10.92	2.62	0.24	2 (0.07)	25 (0.83)	3 (0.10)	0.81	0.54	10.84 (11)
	30	(2)	10.18	2.48	0.24	4 (0.13)	21 (0.70)	5 (0.17)	1.18	0.26	
	30	(3)	11.46	6.33	0.55	6 (0.20)	19 (0.63)	5 (0.17)	1.31	0.21	

(資料來源：本研究整理)

$$W_{k,j}^* = \frac{s_j W_{k,j}}{\sum_{j=1}^m s_j W_{k,j}} \dots\dots\dots (5.2)$$

其中， $W_{k,j}^*$ 表示由第 j 個消息來源所收集第 k 分區死亡人數最佳資料

融合權重， $j=1,2,\dots,m$ ， $k=1,2,\dots,q$ ；

s_j 表示決策者依經驗法則給予各資料來源之權重；

$W_{k,j}$ 為原資料融合權重。

(三) 最悲觀之情境：

可取得供資料融合之資料少，且各組資料紊亂不一致，為本研究認為資料融合階段所會遭遇最悲觀之情境，如情境 9 及情境 21。其熵值計算雖對於各資料點於定義分類中發生之機率極為敏感，但各資料來源之資料筆數一致，因此其資料融合模式，可依熵值大小配給權重。而若為使各資料來源有所區別，則可以如 5.2 式，依照決策者之經驗法則再給予各消息來源另一權重。

表 5-8：中寮鄉最悲觀情境資料融合步驟與結果 ($t=1$)

情境	資料筆數	消息來源	μ'_j	σ'_j	CV'	信賴程度			熵值	權重	融合結果
						高	中	低			
9	10	(1)	11.13	1.02	0.09	3 (0.30)	6 (0.60)	1 (0.10)	1.30	0.44	11.22 (11)
	10	(2)	11.30	5.07	0.45	1 (0.10)	7 (0.70)	3 (0.20)	1.16	0.56	
21	10	(1)	10.97	0.66	0.06	2 (0.20)	6 (0.60)	2 (0.20)	1.37	0.23	11.68 (11)
	10	(2)	10.94	2.31	0.21	1 (0.10)	6 (0.60)	3 (0.30)	1.30	0.26	
	10	(3)	12.38	6.26	0.51	1 (0.10)	8 (0.80)	1 (0.10)	0.92	0.51	

(資料來源：本研究整理)

5.4 小結

本節將上述各情境下資料融合模式所求得 1~10 期之死亡人數值與實際死亡人數（表 4-2 之模擬資料）互相比較，並以 5.1 式求得各情境之均方誤差（MSE）如表 5-9；其中，均方誤差之值越小，表示以資料融合求得之死亡人數與實際死亡人數值差異越小，即越接近實際死亡人數。

表 5-9：中寮鄉情境分析模擬結果與實際死亡人數之均方誤差（10 期）

期數(<i>t</i>)	1	2	3	...	9	10	MSE	
實際死亡人數	11	12	13	...	29	30	-	
最樂觀	情境 1	11.02	12.54	13.28	...	28.65	30.67	0.2084
	情境 10	11.08	11.97	13.05	...	29.61	29.73	0.0956
最可能	情境 6	11.29	12.25	13.35	...	29.69	30.58	0.2503
	情境 15	10.81	12.09	13.18	...	28.74	30.60	0.1464
最悲觀	情境 9	11.34	12.57	13.30	...	30.48	29.47	0.7929
	情境 21	11.31	11.49	12.73	...	29.95	28.23	0.5419

（資料來源：本研究整理）

由上表可知，各情境之均方誤差均以消息來源較多者（情境 10、15 與 21）擁有較低值，表示其資料融合結果較佳。其中，以最樂觀之情境，即資料筆數較多且各組資料差異小者，擁有最低之均方誤差。而最悲觀之情境下，可融合資料筆數少且各組資料差異程度大，因此其資料融合結果為最差。最可能之情境，融合資料筆數不同，因此本研究建議以平均數替代遺漏資料，其結果如表 5-10。由表中可知，其資料融合結果仍以消息來源分類較多與資料筆數較多者為佳，且經平均數替代遺漏資料後之資料融合結果較原結果佳。

表 5-10：平均數替代遺漏資料之均方誤差（10 期）

期數(<i>t</i>)	1	2	3	...	9	10	MSE	
實際死亡人數	11	12	13	...	29	30	-	
最可能	情境 6	11.29	12.25	13.35	...	29.69	30.58	0.2503
	情境 15	10.81	12.09	13.18	...	28.74	30.60	0.1464
以平均數替代遺漏資料	情境 6'	11.15	12.08	13.18	...	29.49	30.27	0.0952
	情境 15'	10.84	12.14	13.10	...	28.80	29.88	0.0558

（資料來源：本研究整理）

第六章 結論與建議

6.1 結論

本研究依據地震救災物流輸配送系統之特性，建構一完整救災物資需求預測模式，並在模式中考慮各區域對救援物資之急迫程度。對應於研究目的，本研究之結論與成果可歸納如下：

1. 針對大規模災害發生初期，災區資訊傳遞不易或可取得災情消息紊亂等情形，本研究提出一完整架構，以資料融合技術融合不同消息來源所發佈之地震死亡人數資料，使得救災單位能化被動為主動，在短時間內統整災區資訊，預測災區物資需求；且由於所需資料取得不易，本研究提出一完整資料模擬流程，以模擬所需資料。
2. 本研究以熵值反映各消息來源發佈死亡人數資料之不確定程度，再依其大小分配給各消息來源不同資料融合權重。並提出一資料分類方法，透過所收集資料之平均數與決策者可容忍資料誤差作為分類依據，求得各資料點於定義分類中發生機率，以計算各消息來源之熵值；其中，決策者可容忍資料誤差之值為決定分類空間範圍之參數。
3. 對於過往救災物資配送作業供需不均或物資發送過慢而導致救援不及等現象，本研究透過定義量化與質化需求屬性，衡量各災區對救援物資之急迫程度。並以 SOM 與 TOPSIS 法將各災區需求加以分群排序，以作為配送作業之參考。此外，上述方法具有操作簡便，使用極富彈性與效率等優點，增加災點或屬性之數量均十分容易。

6.2 建議

根據研究之限制與問題，對後續研究建議如下：

1. 由於研究資料取得不易，本研究以行政區為研究分區，並以模擬資料進行模式測試。建議後續研究應以各避難場所可服務之區域為研究分區較為恰當，並收集相關資料。
2. 本研究模擬大規模災害之死亡人數資料，並假設其符合常態分配；中小型災害死亡人數資料模擬則建議以二項分配或卜瓦松分配為佳。
3. 本研究之資料分類方法，決策者可容忍資料誤差值對於資料融合結果雖不敏感，但過小與過大之參數設定均會影響熵值之計算，導致於無法以熵值衡量各消息來源所收集資料之不確定程度。因此建議決策者可容忍資料誤差參數值之決定，除依所收集資料之特性設定外，應確認變異係數與熵值之趨勢是否相符，以求出恰當資料融合結果。
4. 經情境分析，資料筆數較多且各組資料差異小者，擁有最佳之融合結果；而資料融合筆數不一與資料遺漏值之問題，建議可（1）以各組資料之平均數代替，或（2）依經驗法則再給予各消息來源另一恰當權重。經實驗測試，以平均數替代遺漏資料後之資料融合結果較原結果佳。
5. 本研究僅以所收集資料之變異程度（即可靠度）做為資料融合依據，建議後續研究可發展同時考慮資料可靠度與準確度的資料融合模式。

參考文獻

英文部分

1. Cheu, R.L., Lee, D.H. and Xie, C., 2001. "An arterial speed estimation model fusing data from stationary and mobile sensors", IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, pp. 573-578.
2. Deng, H., Yeh, C.H., and Willis, R.J., 2000. "Inter-company comparison using modified TOPSIS with objective weights", Computers & Operations Research, Volume 27, Issue 10, pp. 963-973.
3. Fiedrich, F., Gehbauer, F. and Rickers, U., 2000. "Optimized resource allocation for emergency response after earthquake disasters", Safety science, Vol. 35, pp. 41-57 .
4. Fredric, M.H. and Kostanic, I. 2001. "Principles of neurocomputing for science and engineering", McGraw-Hill.
5. Jee, D.H. and Kang, K.J., 2000. " A method for optimal material selection aided with decision making theory", Materials & Design, Volume 21, Issue 3, pp. 199-206.
6. Klein, L.A., 2001. "Sensor technologies and data requirements for ITS" Artech House.
7. Linn, R. J. and Hall, D.L. 1991. "A survey of multi-sensor data fusion systems", Proceedings of the SPIE-The International Society for Optical Engineering, Vol 1470, pp. 13-29.
8. Otman, A.B. and Helen, C.S., 1992. "Sensory data integration: A team consensus approach", IEEE Robotics and Automation Conference, pp. 1683-1688.
9. Shannon, C. E., 1948. "A mathematical theory of communication", The Bell

System Technical Journal, Vol. 27, pp. 379–423, 623–656.

10. Sheu, J.B., 2006. “An emergency logistics distribution approach for quick response to urgent relief demand in disasters”, *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, In Press, Corrected Proof, Available online 23 March 2007.
11. Shiono, K. and Krimgold, F., 1989. “A computer model for the recovery of trapped people in a collapsed building: development of a theoretical framework and direction for future collection”, *Proceedings of the International Workshop on Earthquake Injury Epidemiology*. The Johns Hopkins University.
12. Tan, P.N., Steinbach, M. and Kumar, V., 2005. “Introduction to Data Mining”, Addison Wesley.
13. Teodorovi, D., 1985. “Multicriteria ranking of air shuttle alternatives”, *Transportation Research Part B: Methodological*, Volume 19, Issue 1, pp. 63-72.
14. Wu, H., Siegel, M. and Ablay, S., 2003. “Sensor fusion using Dempster-Shafer theory II: Static weighting and Kalman filter-like dynamic weighting”, *IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*.
15. Wu, H., Siegel, M., Stiefelhagen, R. and Yang, J., 2002. “Sensor fusion using Dempster-Shafer theory”, *IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*.
16. Zeleny M., 1982. “Multiple criteria decision making”, McGraw-Hill.

中文部分

1. 丁裕峰，2003，「併聯式類神經網路於水文事件之分析與應用」，碩士論文，國立臺灣大學生物環境系統工程學研究所。
2. 內政部統計處，1999，「中華民國臺灣地區人口統計-民國八十二年」，台北：內政部。
3. 王啟明，2003，「類神經網路應用於颱風暴潮之預測」，碩士論文，國立成功大學水利及海洋工程學系碩士班。
4. 王錦楨，2005，「以模糊類神經網路建立液化潛能評估模式」，碩士論文，國立臺灣海洋大學河海工程學系碩士班。
5. 吳欣潔，2004，「熵應用於交通資料融合之研究」，碩士論文，國立交通大學運輸科技與管理學系碩士班。
6. 吳金杰，2004，「融合偵測器與探測車資料預測高速公路旅行時間之研究」，碩士論文，國立中央大學土木工程研究所。
7. 吳瑞豐，2006，「最佳權重法應用於交通資料融合」，碩士論文，國立交通大學運輸科技與管理學系碩士班。
8. 宋明安，2004，「緊急救災物流輸配送系統模式構建」，碩士論文，交通大學交通運輸研究所。
9. 李佩瑜，1999，「由鄰里單元觀點探討震災時救災避難圈之規劃」，碩士論文，成功大學都市計畫研究所。
10. 李威儀、何明錦著，2002，「都市計畫防災規劃手冊」，內政部建築研究所。
11. 李穎，2000，「類神經網路應用於國道客運班車旅行時間預測模式之研究」，國立成功大學交通管理學系碩士班。
12. 南投縣政府主計室編，2007，「南投縣統計要覽」，取自：南投縣政府網站 (<http://www.nantou.gov.tw/>)。
13. 南投縣消防局，2007，「地區災害特性分析與災害評估」，取自：南投縣政府

防災資訊網 (<http://ntfdgis.ntfd.gov.tw/gis/>)。

14. 施佑林，2003，「災後工程搶修作業暨賑災物流排程之研究」，碩士論文，國立中央大學土木工程研究所。
15. 孫式文，2000，「網際網路在社會危機中的功能：網友調查研究」，網路與社會研討會論文，國立清華大學社會研究所。
16. 徐新益，2000，「結合類神經網路與空氣污染預報模式應用於核災應變系統之研究」，碩士論文，國立成功大學環境工程學系碩士班。
17. 張志能，2005，「國內重大天然災害救災物流系統架構建置」，碩士論文，高雄第一科技大學運籌管理系碩士班。
18. 張國松，2004，「震災物資支援據點與物流管理機制之研究」，碩士論文，台北科技大學建築與都市設計研究所。
19. 張淵鈞，2003，「類神經網路於建物震害損毀度預測模式之建構及災害對應管理支援系統之研究--【以嘉義市部分舊市區為例】」，碩士論文，國立成功大學都市計劃學系碩士班。
20. 張斐章、張麗秋著，2005，「類神經網路」，台灣東華書局。
21. 張維安、胡嘉志、陳仲偉，2001，「網際網路與災難復原：以 921 震災為例」，第四屆資訊科技與社會轉型研討會論文，中央研究院社會學研究所。
22. 許瑞文，2003，「地理資訊系統—類神經網路土石流潛勢判定方法」，碩士論文，國立交通大學土木工程系碩士班。
23. 陳信宇，2000，「震災物流系統之決策模式」，碩士論文，國立交通大學交通運輸研究所。
24. 陳春益、蔡明志、蔡坤穆、王仁宏、洪瑜敏，2002，「震災物流決策支援系統之構建構想」，都市地區地震防災交通系統之研究九十學年度期中研究成果研討會，頁 71-頁 86。
25. 陳昭蓉，2004，「以倒傳遞類神經網路作為規劃震災後災民疏散系統之應用」，碩士論文，國立台北科技大學建築與都市設計研究所。

26. 曾治維，2004，「Dempster-Shafer 理論於交通資料整合技術之應用」，碩士論文，國立交通大學運輸科技與管理學系碩士班。
27. 馮正民、邱裕鈞著，2004，「研究分析方法」，建都文化事業股份有限公司。
28. 葉怡成著，2001，「類神經網路模式應用與實作」，儒林圖書有限公司。
29. 蔣偉寧等編纂，2004，「防災教育宣導手冊: 成人適用」，教育部。
30. 鄭欣蓉，2000，「賑災物資配送系統之最適規劃」，碩士論文，國立交通大學交通運輸研究所。
31. 蕭江碧，1999，「九二一集集大地震全面勘災報告—建築物震害調查」，國家地震工程研究中心，報告編號 NCREE-99-054。
32. 簡圳宏，2005，「以類神經網路建構建設公司之財務績效評估模式」，碩士論文，國立台灣科技大學營建工程研究所。
33. 蘇木春，張孝德著，2001，「機器學習：類神經網路、模糊系統以及基因演算法則」，全華科技圖書股份有限公司。

