

國立臺灣大學管理學院商學研究所

碩士論文

Graduate Institute of Business Administration

College of Management

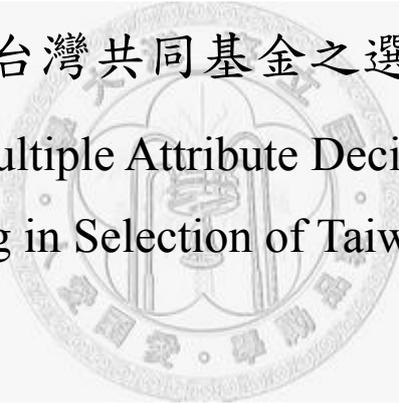
National Taiwan University

Master Thesis

整合多屬性決策及模糊分群方法

於台灣共同基金之選擇

Incorporating Multiple Attribute Decision Making and
Fuzzy Clustering in Selection of Taiwan Mutual Fund



陳捷瑜

Chen, Chieh-Yu

指導教授：郭瑞祥博士、蔣明晃博士、王志軒博士

Dr. Guo, Ruey-Shan, Dr. Chiang, Ming-Huang, and Dr.

Wang, Chih-Hsueh

中華民國 九十七 年 六 月

June, 2008

謝 辭

從來沒想過兩年的研究所生活會過的如此快速，彷彿才剛進入商研所這個大家庭，才過沒多久，卻又在此刻要與熟悉的人、事、物道聲再見，研究室的歡笑聲、期末考每位同學埋頭苦讀的背影、活動時揮灑的汗水、課堂上教授的談笑風生，一切的一切都將在寫下這篇誌謝的同時劃下句點。

在論文的撰寫過程中，特別感謝郭瑞祥、蔣明晃及王志軒老師的悉心指導，從一開始的摸索過程開始，是老師引領我一步步瞭解學術研究的過程，尤其是發現與解決問題的能力讓我受益許多，雖然每週都有令我提心吊膽的meeting，但在老師們的一搭一唱卻也讓meeting時間充滿歡樂的氣氛，加上郭蔣門眾兄弟們和于珈的扶持、鼓勵及玩笑，論文研究的過程雖然辛苦卻也充滿開心的回憶。

研究所兩年緊湊的生活，在課業、活動、比賽及論文的多重壓力下，常常令人喘不過氣，幸好一路走來都有許多好朋友給予我支持和鼓勵，阿珠和純瑩總是和我坐在一起，面對個案分析時舉手發言的壓力，阿麗的無厘頭話語，常讓我無言以對卻讓我感到窩心，不愧是號稱最知心的朋友，雖然我常踩到怡萱和金寶貝的哭點，卻也總是貼心的給予我支持，每次到研究室，子田、陳豆、千瑜、小拉、郁芳、小麥、Winson、KT哥、火哥、Mory哥，總讓研究室充滿開心的笑聲，讓研究室彷彿變成我的第二個家，共用研究室桌子的安妮，我們總是把桌上塞滿了考卷和問卷，還不時搶桌子用，長谷川的小提醒使我不會錯過班上的活動，一起去歐洲玩樂的小威、Lara、小黎媽媽，旅程中的回憶將成為我們人生旅途中的重要篇章，從大學就認識的小毛和子菊更是在我的研究生生活中佔了重要地位。有了你們，讓我覺得進入商研所是我最正確的決定。

還有從大學一起到現在的313好友們，小新、烏蛋、cpi、老滕、小毛和立言，雖然大家都朝向各自的人生道路前進，但每次的唱歌及飯局，都讓我感受到你們是我真正的兄弟。

最後要感謝爸爸、媽媽和妹妹的支持，讓我無後顧之憂的完成研究所的學業，也體諒我過於忙碌而疏於陪伴及聯絡，是你們才成就了今天的我，這份喜悅和榮耀是屬於你們的，謝謝你們。

捷瑜 2008.07.04

摘要

關鍵字：共同基金、DEMATEL、ANP、Fuzzy C-Means、TOPSIS

隨著國人理財觀念提升，專業理財之重要性越來越為投資人所重視，因此專業投資已形成一股趨勢，其中以共同基金最受到投資人的青睞。面對種類繁多的共同基金，投資人在選擇基金標的時不免感到困難，而不同投資人對於風險及報酬之偏好程度及心中權重各不相同，故適合不同類型投資人之基金應不相同。因此本研究建構出一個以市場上投資專家及投資人角度為出發點的基金評選模式，以投資人最基本可取得，同時最為在意的基金歷史報酬及風險指標值對基金進行分群及排名，此外因考慮到不同投資人對於報酬及風險偏好的不同，本研究應用多準則評估之決策理論對於報酬及偏好求取各基金指標值的主觀權重，應用至基金分類及排名上，可提供更為客製化的建議。

本研究以台灣共同基金之實際資料進行分析，採用的基金指標值為報酬率 (*Return*)、超額報酬率 (α)、標準差 (σ) 及市場風險 (β)。本模式建構出的基金評選模式為首先利用專家意見及 DEMATEL 演算法確立選定的基金指標之因果關係後，以 ANP 演算法為權重獲取模型之架構，先就市場上投資專家建議，利用 Weighted FCM 分群演算法，以基金報酬面及風險面之歷史表現將基金分群，提供投資人大方向的建議。而後利用多屬性決策中的 TOPSIS 演算法對於各基金進行排名，提供更細節的基金選擇參考。此基金評選模式對於投資人而言十分簡潔易懂，只要瞭解本身是屬於何類型投資人，即可迅速得到基金選擇之建議，另外也可計算本身對於報酬及風險的偏好程度，以權重表示，可進行個人化的基金選擇建議。

Abstract

Key Words: Mutual Fund · DEMATEL · ANP · Fuzzy C-Means · TOPSIS

As the increase of people's notion to financial management, the importance of professional financial management is getting investors' attention. Professional investment has become a trend in which mutual fund is most valued by investors. Facing various kinds of mutual fund, it is common that investors feel difficult when choosing fund target. Besides, different investors have different preferences and weights to risks and profits. As a result, funds which suit different type of investor may vary. This study constructs a fund evaluation model based on the viewpoints of professional investors in the market. The study uses the most easily get and most concerned information by investors, including historical fund return and risk index, to classify and rank funds. Besides, considering different investor has different preference to risks and returns, the research uses multiple criteria decision making theory to calculate subjective weight of each fund index, applying to fund clustering and ranking to provide more customized suggestions.

This study uses real data from Taiwan mutual fund, applying fund indexes such as return, excess return (α), standard deviation (σ), and market risk (β). The cause effect relationship of the selected fund indexes in the constructed evaluation model is firstly confirmed by professional opinion and DEMATEL algorithm. After that, ANP algorithm is used as the framework to get weights. Based on professional investors' suggestion, Weighted FCM is used to classify fund according to its historical return and risk. This helps to provide investors a direction to choosing funds. Then, the study uses TOPSIS algorithm which is multiple attribute decision making skill to rank each fund, providing more detailed fund choosing guidance. The fund evaluation model is quite easy to understand for investors. As long as investors know what kind of investors they belong to, they can quickly get suggestions regarding fund choosing. Also, they can calculate their preference to return and risk indexes, which is a percentage for them to consider when making individual fund choosing decisions.

目 錄

第一章	緒論	1
1.1	研究動機	1
1.2	研究目的	3
1.3	研究架構	4
1.4	論文架構	5
第二章	文獻探討	7
2.1	基金分類及績效評估	7
2.2	風險態度	14
2.3	因果關係 (Cause Effect Relationship)	15
2.4	ANP 演算法	17
2.5	資料探勘 (Data Mining)	21
2.6	多屬性決策 (Multiple Attribute Decision Making)	26
第三章	研究方法	33
3.1	基金指標決定	34
3.2	DEMATEL 演算法 (Decision Making Trial and Evaluation Laboratory)	36
3.3	ANP 演算法 (Analytic Network Process)	41
3.4	Weighted FCM 演算法 (Weighted Fuzzy C-Means)	47
3.5	分群指標判定	51
3.6	TOPSIS 演算法 (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution)	52
第四章	實證研究	57
4.1	基金樣本資料描述	57
4.2	決定指標相互影響關係—DEMATEL 演算法	60
4.3	決定指標相對權重—ANP 演算法	63
4.4	基金分群分析—Weighted FCM 演算法	66
4.5	基金排名分析—TOPSIS 演算法	79
第五章	結論與未來研究方向	89
5.1	研究結論	89
5.2	研究貢獻	90
5.3	研究限制	90
5.4	未來研究方向	91
	參考文獻	93

Appendix 1 DEMATEL 問卷..... 99
Appendix 2 ANP 問卷..... 101



表目錄

表 1.1	台灣基金市場概況統計	2
表 2.1	台灣共同基金投資標的分類統計	9
表 2.2	AHP 演算法及 ANP 演算法之差異比較	21
表 2.3	資料探勘任務分類	22
表 2.4	與其他應用 FCM 分群演算法研究之比較整理	25
表 2.5	常見多屬性決策方法介紹	29
表 2.6	與其他應用 TOPSIS 演算法對基金排名研究之比較整理	31
表 3.1	DEMATEL 演算法影響強度表	37
表 3.2	DEMATEL 演算法問卷範例	38
表 3.3	DEMATEL 演算法範例之直接關係矩陣 D	39
表 3.4	DEMATEL 演算法範例標準化之直接關係矩陣 Z	40
表 3.5	DEMATEL 演算法範例之直接/間接關係矩陣 S	40
表 3.6	DEMATEL 演算法範例之總關係矩陣	40
表 3.7	ANP 演算法之評估尺度表	43
表 3.8	本研究 ANP 演算法問卷範例	44
表 3.9	ANP 演算法隨機指標 RI 對照表	45
表 3.10	FCM 演算法目標值與 FS-Index 關係	51
表 4.1	399 支基金樣本基本敘述統計	57
表 4.2	DEMATEL 演算法之直接關係矩陣 D	60
表 4.3	DEMATEL 演算法之標準化直接關係矩陣 Z	61
表 4.4	DEMATEL 演算法之直接/間接關係矩陣 S	61
表 4.5	DEMATEL 演算法之總關係矩陣	62
表 4.6	ANP 演算法考慮目標下各指標間之成對比較	64
表 4.7	ANP 演算法考慮 <i>Return</i> 下各指標相互比較	64
表 4.8	ANP 演算法考慮 σ 下各指標相互比較	65
表 4.9	ANP 演算法考慮 β 下各指標相互比較	65
表 4.10	ANP 演算法之原始超級矩陣	66
表 4.11	ANP 演算法之收斂超級矩陣	66

表 4.12	399 支基金樣本基本敘述統計表	68
表 4.13	遭剔除之基金樣本資料	68
表 4.14	剔除離群值後 394 支基金樣本基本敘述統計	68
表 4.15	不同分群數 FS-Index 之值	72
表 4.16	各分群敘述統計表	75
表 4.17	各基金分群與各基金投資標的關係整理	76
表 4.18	各群基金之報酬與風險程度關係	76
表 4.19	TOPSIS 演算法之原始資料評估矩陣 D	80
表 4.20	TOPSIS 演算法之正規化原始矩陣 R	80
表 4.21	TOPSIS 演算法之加權標準化矩陣 V	80
表 4.22	TOPSIS 演算法之正理想解 A^+ 及負理想解 A^-	81
表 4.23	TOPSIS 演算法之各基金距正負理想解之距離	81
表 4.24	TOPSIS 演算法之各基金距正理想解近似程度	82
表 4.25	基金專家認定表現最佳之前十名基金	82
表 4.26	積極型投資人認定表現最佳之前十名基金	84
表 4.27	成長型投資人認定表現最佳之前十名基金	84
表 4.28	穩健型投資人認定表現最佳之前十名基金	85
表 4.29	保守型投資人認定表現最佳之前十名基金	85
表 4.30	各類型投資人建議基金表整理	87

圖目錄

圖 1.1	研究架構圖	5
圖 1.2	論文架構圖	6
圖 2.1	ANP 演算法超級矩陣結構圖	19
圖 2.2	AHP 演算法及 ANP 演算法之結構比較	20
圖 2.3	多屬性決策方法流程	27
圖 2.4	多屬性決策方法分類	28
圖 3.1	本研究基金選擇模型	33
圖 3.2	DEMATEL 演算法操作流程	37
圖 3.3	元素因果關係圖	41
圖 3.4	元素影響關係圖	41
圖 3.5	ANP 演算法操作流程圖	42
圖 3.6	ANP 演算法超級矩陣結構	46
圖 3.7	ANP 演算法超級矩陣元素結構	46
圖 3.8	ANP 演算法超級矩陣範例	46
圖 3.9	FCM 演算法流程圖	48
圖 3.10	TOPSIS 演算法流程	53
圖 4.1	399 支基金樣本之報酬率直方圖	58
圖 4.2	399 支基金樣本之標準差直方圖	58
圖 4.3	399 支基金樣本之市場風險直方圖	59
圖 4.4	399 支基金樣本之超額報酬直方圖	59
圖 4.5	四項基金指標之因果關係圖	62
圖 4.6	四項基金指標影響關係圖	63
圖 4.7	本研究基金指標超矩陣形式	65
圖 4.8	本研究 Weighted FCM 分群模型	67
圖 4.9	30 次分群結果折線圖	72
圖 4.10	30 次分群結果直方圖	73
圖 4.11	394 支基金樣本散佈圖	74

第一章 緒論

1.1 研究動機

隨著國人理財觀念提升，專業理財之重要性越來越為投資人所重視，因此專業投資已形成一股趨勢，其中以共同基金最受到投資人的青睞。共同基金是由投資人將資金委託投資專業人士，匯集許多投資人的小額投資成為大筆資金，依基金經理人及其團隊之專業知識及豐富資訊代為操作，可同時投資於不同的金融工具及投資標的，達到小額投資較難達到之分散風險目的；一般而言共同基金之優點包含以下數點：

- 1、專業人士投資管理，投資人不必投入太多研究時間於各投資標的。
- 2、共同基金可分散投資標的，降低投資風險。
- 3、投資標的多元化，可滿足投資人不同理財需求。
- 4、小額資金即可投資，且變現性高。
- 5、報酬率普遍較定存高。
- 6、投資手續簡便，且可合法節稅。

共同基金發源於十九世紀歐洲，世界上第一支基金為 1822 年由荷蘭國王威廉一世所設立之私人基金，而首度具有公司組織規模的投資信託公司則於 1868 年於英國倫敦創立，名為「倫敦國外及殖民政府信託」(Foreign and Colonial Government Trust)，當時因工業革命之利，英國中產階級財富大為增加，希望投資於海外市場尋求更高獲利之機會，但因為海外投資知識不足及投資的不便利性，便委託專業人士代為操作投資事宜，主要投資標的為海外殖民地的公債。而後此投資信託制度於第一次世界大戰後引進美國，並在美國發揚光大，最早成立之開放型基金為 1924 年成立的麻省投資信託 (Massachusetts Investment Trust)，後為保障投資人權益，美國政府著手制定相關法律，如 1933 年的證券法案、1934 年的聯邦證券管理法及 1940 年的投資公司法，明確規範投信公司及共同基金之營

運模式，使共同基金市場制度更為健全，奠定了日後共同基金發展的良好基礎。

而台灣於 1983 年成立第一家投信公司，隨股市規模成長，國內投信公司家數也隨之成長，截至 2008 年 4 月為止，台灣共同基金之淨資產總額為 2 兆 1 千餘億，共 530 支基金，而國內基金市場概況自 1994 年至 2003 年資料如表 1.1 所示，可發現國內基金市場呈現逐步成長態勢，投資人對於共同基金的投資額也隨時間成長。

表 1.1 台灣基金市場概況統計

年份	投信公司數	基金發行檔數	基金規模（億）	規模成長率
1994	15	66	2,495	31.66%
1995	27	92	2,518	0.92%
1996	19	122	4,749	88.60%
1997	25	147	5,570	17.29%
1998	28	200	7,460	33.93%
1999	33	236	10,590	41.97%
2000	38	301	10,967	3.56%
2001	40	326	17,776	62.09%
2002	44	362	21,811	22.70%
2003	44	417	26,668	22.27%

資料來源：中華民國證券投資信託暨商業同業公會統計月報、黃綺年（2006）

目前基金之分類方式並無統一標準，在美國有許多基金評比公司均有其基金分類基準，如依照基金投資標的之規模及風險、投資區域、基金風格或風險波動性等，藉此進行基金績效評估，投資人也可由適當之分類選擇適合投資之基金。一般常見之基金分類方式包括依投資區域分類、依投資標的分類、依風險波動性分類及依投資策略分類等，另外也可以基金風格進行分類，基金風格分類方法迄今發展為兩大主流：歷史報酬基礎（Return-based approach）及投資組合特徵值基礎（Portfolio characteristic approach）。

而基金績效評等的方式同樣種類眾多，著名的績效評等指標包括 Sharpe ratio、Treynor ratio、Jensen's α 、Information ratio 等，其中以 Sharpe ratio 最常被使用，其利用風險調整後的投資報酬率作為基金績效評等指標，提供投資人選擇基金時參考。但報酬與風險往往是共存而生，在 Sharpe ratio 之概念下單位風險報酬往往無法分辨不同類型基金之差異，當投資人對於報酬及風險之偏好權重不相同時，Sharpe ratio 無法針對此一問題進一步評估基金之績效表現，而其他指標同樣存在類似問題。

面對種類繁多的共同基金，投資人在選擇基金標的時不免眼花瞭亂，而不同投資人對於風險及報酬之偏好程度及心中權重各不相同，故適合不同類型投資人之基金應不相同。以上的基金分類及績效評等方式，並無考慮到投資人對於報酬與風險之偏好不同會影響投資者購買的基金決策之因素，故本研究嘗試以投資人選購基金時首先考量基金之報酬及風險的角度出發，從共同基金報酬與風險的歷史表現輔以權重觀點切入，選定適合的報酬面指標及風險面指標，以資料探勘中的權重模糊分群法對於台灣共同基金進行分類，提供投資人大方向的基金類型建議，再應用多屬性決策模式，根據不同類型投資人對於報酬及風險的不同偏好進行基金排名，建構出投資人基金選擇模型。而為計算選定指標之影響關係及相對權重，本研究利用引入因果關係量化模式及權重獲取模式進行運算。

1.2 研究目的

根據以上研究動機，本研究期望能建構出以因果關係量化模式、多準則評估方法、權重模糊分群法及多屬性決策方法結合之混合分析模型，以投資者的角度出發，利用台灣共同基金實際資料進行分析，依選定之報酬面指標與風險面指標將台灣共同基金進行分群，並依不同類型投資人所偏好之各基金指標權重進行基金績效排名，提供投資人在選擇基金標的時的建議，找出合適之基金，以下為本

研究之目的：

1、建立基金指標權重獲取模型

將基金之報酬面指標及風險面指標作為變數引入 DEMATEL 演算法，可確認指標間的相互影響關係，再利用 ANP 演算法計算各指標權重。可針對不同類型或單一投資人運算客製化之權重，即結合兩種演算法建立一套新的基金指標權重獲取模型。

2、利用實際歷史資料對基金進行權重分群

利用投資專家意見獲取之權重引入 Weighted FCM 分群演算法中，配合基金實際歷史資料，將台灣共同基金同時以報酬及風險兩項構面進行分群，以基金實際表現進行分類。由各群表現出的特徵，依投資人需求建議適合基金，減少搜尋比較時間及成本。

3、利用實際歷史資料對基金進行績效排名

根據權重獲取模型得出不同類型投資人之基金指標權重，將其引入多屬性決策方法之 TOPSIS 演算法中，同時考慮報酬及風險兩項構面進行基金排名，可針對不同類型投資人找出適合之基金，達到為投資人量身訂作的效果。

1.3 研究架構

本篇論文之研究架構如圖 1.1 所示，首先選定基金報酬面與風險面指標，並配合 DEMATEL 演算法確認指標相對影響關係，再利用 ANP 演算法計算各指標權重，並結合 Weighted FCM 演算法進行基金分群，最終運用 TOPSIS 演算法進行基金排名，找出合適之基金，對投資人提出選擇基金之建議。

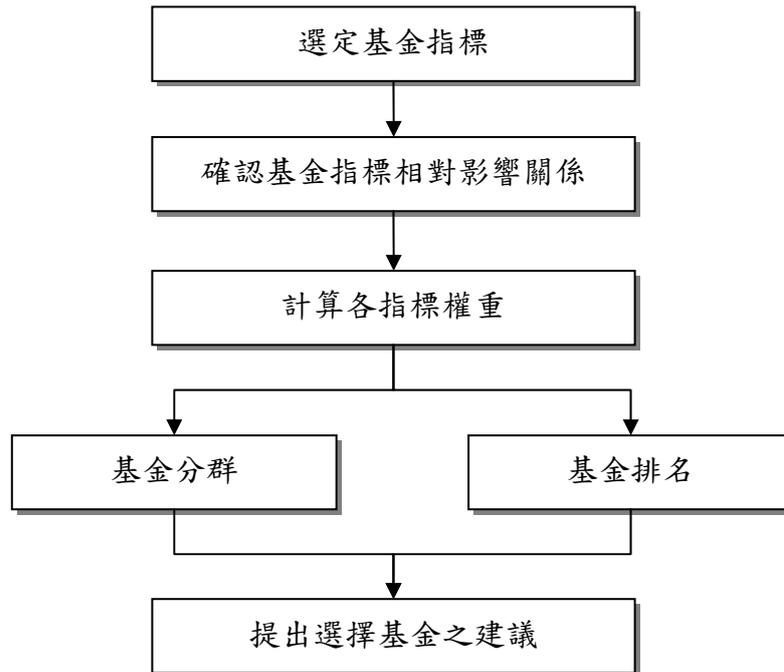


圖 1.1 研究架構圖

1.4 論文架構

本篇論文架構如圖 1.2 所示，本研究共分為五章，依序概略敘述如下：

第一章為緒論，說明本研究之背景與動機，並說明研究目的釐清本研究之價值，同時介紹研究架構及論文架構。

第二章為文獻探討，第一部份探討基金分類及績效評估的方法，第二部份介紹投資人風險態度，第三部份介紹決定因果關係之量化模式，第四部份介紹 ANP 演算法，第五部份為資料探勘技術及分群演算法，第六部份則說明多屬性評估方法。

第三章為研究方法介紹，將於此章節中詳細說明本研究模型之架構，及所使用演算法之操作流程，分別說明 DEMATEL 演算法、ANP 演算法、Weighted FCM

演算法及 TOPSIS 演算法的運算過程。

第四章為實證研究，首先介紹本研究使用之資料，再使用本研究所建立之各模型進行實際資料運算得出結果，最後提出基金分群及排名建議。

第五章為結論與建議，將說明本研究之結論、研究貢獻、研究限制及對未來研究方向提出建議。

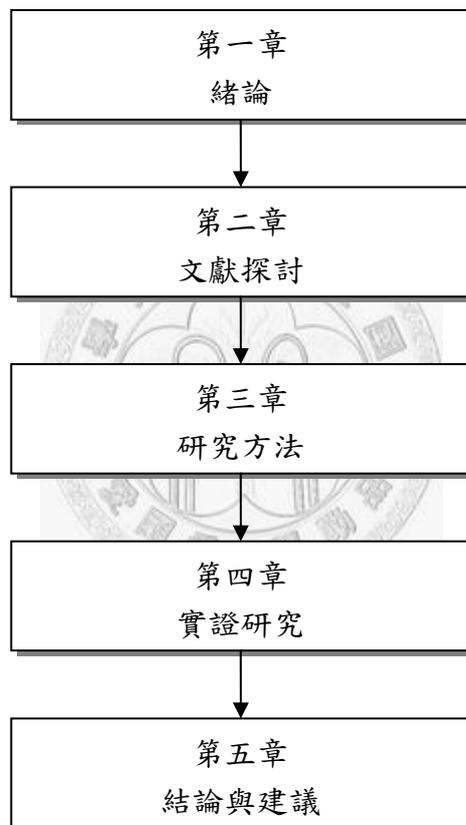


圖 1.2 論文架構圖

第二章 文獻探討

文獻探討分為六大主題，第一部份探討基金分類及績效評估的方法，第二部份介紹投資人風險態度，第三部份介紹決定因果關係之量化模式，第四部份介紹ANP演算法，第五部份為資料探勘技術及分群演算法，第六部份則說明多屬性決策方法。

2.1 基金分類及績效評估

2.1.1 基金分類

共同基金的分類是投資人在選擇基金時的重要參考依據，其表示了一個基金的主要投資標的與報酬風險特性。目前基金之分類方式並無統一標準，在美國有許多基金評比公司均有其基金分類基準，如依照基金投資標的之規模及風險、投資區域、基金風格或風險波動性等，藉此進行基金績效評估，投資人也可由適當之分類選擇適合投資之基金。一般常見之簡單基金分類方式如下：

1、依投資區域分類

- (1) 單一市場基金：單一市場基金為單純投資單一國家（如日本、泰國）之金融工具為標的所設立之基金，通常風險及報酬較高。
- (2) 區域型基金：區域型基金為投資於某一地理區域（如亞洲區）之金融工具為標的所設立之基金，風險及報酬介於單一市場基金及全球型基金之間。
- (3) 全球型基金：全球型基金為投資全世界各國之金融工具為標的所設立之基金，以達到風險分散之目的，通常風險及報酬較為穩定。

2、依投資標的分類

依照共同基金投資的標的及中華民國證券投資信託暨商業同業公會之分類，可將基金分成十類，包括股票型、平衡型、類貨幣市場型、固定收益型、貨幣市場基金型、組合理型、保本型、不動產證券化型、指數股票型及指數型，以此分類進行統計，結果如表 2.1。

- (1) 股票型：以股票為投資標的之基金，可分為國內投資及跨國投資兩類。
- (2) 平衡型：同時投資股票及固定收益型（如債券、票券、定存）金融工具之基金，可分為國內投資及國跨國投資兩種。
- (3) 類貨幣市場型：以固定收益型金融工具為投資標的之基金。
- (4) 固定收益型：以債券為投資標的之基金，包含國內投資、跨國投資及金融資產證券化三種。
- (5) 貨幣市場基金型：以短天期、流動性佳之貨幣市場工具為投資標的之基金，可分為國內投資及國跨國投資兩種。
- (6) 組合理型：以其他基金為投資標的之基金，又被稱為「基金中的基金」，可分為國內投資、跨國投資股票型、跨國投資平衡型、跨國投資債券型數種。
- (7) 保本型：以固定收益金融工具為投資標的之基金，在一定期間內對客戶之投資本金提供一定比例之保證。
- (8) 不動產證券化型：以不動產資產證券為標的之基金。
- (9) 指數股票型：以指數作為投資標的之基金。
- (10) 指數型：以各種指數作為投資標的之基金，選取某指數為模擬對象，基金淨值漲跌貼近該指數之變化。

表 2.1 台灣共同基金投資標的分類統計

編號	投資標的分類	基金數量	基金規模(元)	市場佔有率
1	股票型	295	850,176,183,584	39.61%
2	平衡型	75	101,348,955,645	4.72%
3	類貨幣市場型	52	944,910,443,828	44.02%
4	固定收益型	14	23,000,948,608	1.07%
5	貨幣市場基金型	3	10,498,647,217	0.49%
6	組合型	66	121,975,324,492	5.68%
7	保本型	1	235,591,618	0.01%
8	不動產證券化型	13	35,750,214,505	1.67%
9	指數股票型	10	56,199,886,501	2.62%
10	指數型	1	2,342,155,087	0.11%
	合計	530	2,146,438,351,085	100.00%

資料來源：中華民國證券投資信託暨商業同業公會（2008年4月）

3、依風險波動性分類

以基金之期望報酬或風險性高低來進行分類，可大致將基金分為五大類，分別為積極型、成長型、平衡型、收益型、固定收益型。

- (1) 積極型：積極型基金追求最大獲利，選擇高風險、高報酬之投資標的或工具，如中小型股、投機股、新興市場股市等。
- (2) 成長型：成長型基金追求長期穩定成長，多投資於大型績優股或有潛力的股票上，此種基金有中高風險、中高報酬的特性。
- (3) 平衡型：同時投資於股票及債券上，視市場走向改變持有之債股比例，屬於中度風險、中度報酬基金。
- (4) 收益型：追求穩定報酬，主要投資於債券及票券，特性為低度風險、低度報酬。
- (5) 固定收益型：追求穩定的收益，多投資於有固定收益之債券、票券等，風險及報酬均較收益型基金更小。

4、依投資策略分類

Morningstar 公司認為基金說明書中設定的投資目標未必代表真正投資策略，因此將各基金依實際投資標的將基金分類，依每項基金過往三年的組合統計資料來將之編排至合適組別，Morningstar 以投資股票的規模及風格兩項構面進行分類，股票規模定義為大型股票、中型股票及小型股票，股票風格是以價值—增長特性為基礎，定義為價值型、均衡型及成長型，因此可將基金依實際投資策略的差異分成九種類型。

邱顯比及林清珮（1999）指出，傳統分類法主要是依各基金公開說明書所述之主要投資標的加以區分，如美國的 Investment Company Institute 將基金分為 22 類，Morningstar 將基金分為 37 類。而黃軍儒（2001）指出在以投資標的分類下，投資人雖可明確瞭解基金的投資標的，卻無法充分呈現出其報酬與風險特性。邱顯比及林清珮（1999）指出近年來財務學者也嘗試以基金歷史報酬率與重要經濟變數或指數作為分類原則，但不易為一般投資人所接受。而 Smart 理財雜誌則是國內首見有系統地將國內共同基金分為積極成長型、成長型、成長收入型與收益型等。

而除了一般分類方法之外，國內外許多研究皆以基金風格進行分類，基金風格分類方法迄今發展為兩大主流：歷史報酬基礎（Return-based approach）及投資組合特徵值基礎（Portfolio characteristic approach）。歷史報酬基礎法以最直覺的方法，即以基金過去的表现將其分類。而投資組合特徵值基礎法則以基金的資產規模、持股狀況、市場指數、報酬率及報酬標準差等變數將基金分類。

邱顯比及林清珮（1999）以基金之月報酬率資料，以當年度的 12 個月之月報酬率，利用群集分析加以分類，將基金重新分為四類後，與原本 Morningstar 分

類結果比較，有許多基金被歸屬到不同的群集。與 Brown & Goetzmann (1997) 之研究結果類似。

Christopherson (1995) 則因此利用 Russell 公司的風格分類系統 (SCS)，將樣本基金分類為 Value、Market Oriented、Growth、Small Cap 四類，除了解決動態風格及 Monitoring 的問題外，也提供各類型基金合適的績效評估標準。

曾少芳 (1997) 以 1995 至 1996 年國內四十支股票型基金進行研究，採用各基金的月總持股比率、股數、市值、P/B 值、股利率等基金特徵值，利用二階段集群分析法將基金分為積極成長型、成長型、成長收益型、及跟隨趨勢型等四種不同風格。胡崇銘 (2000) 則利用主成分分析評估基金績效及風險，利用主成分分析之分類結果，各組基金之解釋能力差異較大、風險更為平均，較使用傳統價值指標效果好。

而在基金風格分類錯誤的研究上，黃軍儒 (2001) 以資產類別因素模型、判別分析、群集分析及因素分析發現 Smart 理財雜誌並無法將基金正確分類，同時提到 Brown & Goetzman (1997) 以 GSC 法則、尹振華 (1997) 以因素分析及 Kim, Shukla & Tomas (2000) 以判別分析都發現 Morning Star 的風格分類無法將基金正確分類。

綜合以上原因可發現基金宣稱的風格與實際表現之情況不一定符合，同時市場上的分類方法可能存在錯誤分類情形，因此本研究嘗試以投資人最直覺的歷史報酬基礎上，加入風險指標，利用此兩構面對於台灣基金進行分類，期望給投資人新的分類結果。

2.1.2 基金績效評估

基金績效評估可協助投資人在選擇共同基金時參考，而目前基金績效評估方法種類眾多，最常見的指標如報酬率、Sharpe ratio、Treyner ratio 等。而目前投信投顧公會的基金績效排名是以不同期間的報酬率，同時揭露了標準差、Beta、Sharpe ratio、Information ratio、Treyner ratio 等指標提供建議。投資的目的是為獲取良好報酬，因此報酬率一直是基金評比中重要的指標，邱顯比（1997）發現報酬率的區分能力與雙因素指標具有高度一致性，因此報酬率排名雖然直觀仍是一個簡單又方便的指標。而除報酬率外，投資人也必須考慮投資所必須承擔的風險，風險可定義為「投資的實際結果不同於預期結果之機會」，即風險是在衡量基金未來收益的不確定性，呂中元(2000)提到常見計算風險的指標為標準差(σ)、市場風險(β)。因此在基金績效評估方法的發展史中，由最簡單衡量報酬率及風險因素開始，漸進將兩項因素結合，發展出 Treynor ratio、Sharpe ratio、Jensen's α 等，而常見的基金指標為不同的指標各有其特點及限制，以下列舉幾種投信投顧公會揭露的基金績效衡量指標加以說明。

1、Sharpe ratio

Sharpe ratio 是由諾貝爾經濟學獎得主 Sharpe 所提出，計算方法為投資組合報酬率減去無風險利率之差值，再除以風險程度，公式如 (2.1)。當 Sharpe ratio 越高，代表每增加一分風險，所增加的報酬越高，而當 Sharpe ratio 越低，代表欲增加一定程度的報酬，所必須增加的風險也相對較大。

$$SR = \frac{E(R_p) - R_f}{\sigma_p} \quad (2.1)$$

$E(R_p)$ ：共同基金報酬率

R_f ：無風險利率

σ_p ：共同基金標準差

張雅惠（1999）提到 Sharpe ratio 源於投資組合理論，為目前公認較優良的績效衡量指標，用來評估投資組合承擔每單位總風險可得到的額外報酬，因此 Sharpe ratio 越高表示績效越好，其限制在於基金報酬率必須為常態分配的假設。

2、Information ratio

Information ratio 為衡量基金承擔每單位總風險所得到的報酬，計算方式為投資組合報酬率除以風險程度，公式如（2.2）。Information ratio 越高者表示績效越好，張雅惠（1999）提到 Information ratio 的缺點為未考慮機會成本，易使風險高但報酬並不夠高的標的獲得採納。

$$IR = \frac{R_p}{\sigma_p} \quad (2.2)$$

$E(R_p)$ ：共同基金報酬率

σ_p ：共同基金標準差

3、Treynor ratio

Treynor ratio 是以 CAPM 為基礎，假設投資組合風險已經充分分散，以系統風險衡量投資組合風險，系統風險越大表示波動度越大，代表風險越高，故 Treynor ratio 的意義為每單位系統風險所得到的超額報酬，計算方式為投資組合報酬率減去無風險利率之差值，再除以投資組合的系統風險，公式如（2.3）。但此指標的缺點為系統風險不能反映實質增量風險的限制。

$$TR = \frac{E(R_p) - R_f}{\beta_p} \quad (2.3)$$

$E(R_p)$ ：共同基金報酬率

R_f ：無風險利率

β_p ：投資組合系統風險

而在基金績效持續性的研究上，邱顯比及林清珮（1999）提到以 Hendricks,

Patel & Zeckhauser (1993)、Brown & Goetzmann (1995)、Elton, Gruber & Black (1996) 等人的研究結果顯示基金績效具有相當的持續性，不過持續性大部分來自表現不佳的基金持續不佳，較小部份來自表現優良的基金繼續保持領先。這些研究對一般投資人的貢獻在於可提醒投資人避開過去表現不良的基金。

綜合以上說明可發現在評比基金績效時，同時考慮報酬面和風險面的指標才可將基金的特性表現出來，然而過去的研究並無假設投資人對於報酬及風險指標的偏好有所差異，純粹以基金之歷史表現加以計算，作為評比準則，因此本研究以基金的歷史報酬率為基礎加入風險指標值，以投資人的角度出發，根據其對於報酬及風險的偏好程度不同，給予不同屬性不同的權重，即各項指標在不同投資人心中有不同的重要程度，以多屬性決策模式建構一個新的基金排名系統，對投資人提出選擇基金的建議。

2.2 風險態度

投資人對於風險的認知會影響其風險態度及風險行為，進而形成對風險有不同的偏好，一般而言投資人對於風險的偏好分為三種類型，第一類為風險愛好者 (Risk lover)，第二類為風險趨避者 (Risk averter)，第三類為風險中立者 (Risk neutral)。風險愛好者願意冒險，風險厭惡者則寧願付出代價以換取穩定，而風險中立者則介於兩者之間。

張吉政 (2005) 將投資人風險態度分為三種，分別為 1、風險厭惡型，此類型投資人追求穩定收益，不願冒較大風險，因此在選擇投資機會時會迴避預期收益大、風險大之標的，傾向選擇風險小、預期收益小之標的；2、風險喜好型，此類型投資人為追求較大收益而願意承擔較大風險，傾向投資預期收益大、風險大之標的；3、風險折衷型，介於以上兩種類型中間的投資人。

陳嘉惠等人（2002）應用 Bodie et.al（1999）所發展的效用函數，以風險趨避係數（A）表示投資人風險趨避的程度，將投資人分為輕度保守型、中度保守型、保守型及極端保守型，越積極的投資人越愛好追求風險高的投資，以獲取更大報酬，而越保守的投資人則傾向避免購買風險高的投資組合。

Bodie et.al（1999）設計出一套投資人風險偏好問卷，藉由詢問投資人對於投資的問題來判斷其屬於何種風險態度的投資人，其將投資人分類為保守型投資者（Conservative investor）、中度保守型投資者（Moderate investor）及積極型投資者（Aggressive investor）三類。張文婷（2007）也應用一份自我風險承受度問卷判斷填答者屬於何種類型投資人，將投資人分成保守型、穩定型、成長型及積極型四類，建議保守型投資人選擇低風險、低報酬基金，穩定型及成長型投資人選擇風險及報酬介於中間的基金，而積極型投資人選擇高風險、高報酬基金。

綜合以上研究，可將投資人對於風險的偏好概分為三至四類，因此本研究為配合後續研究，假設四種類型投資人，分別為 1、積極型投資者：追求極大化報酬，可容忍風險程度大，2、成長型投資者：重視報酬率，但較積極型投資者考慮風險因素，3、穩健型投資者：趨避風險，但對於報酬仍有一定期待，4、保守型投資者：極度趨避風險，希望在最小風險下得到穩定報酬。

2.3 因果關係（Cause Effect Relationship）

因果關係是一系統內所包含之各元素間客觀的、普遍的、內在的聯繫，引起一個現象的元素稱為原因（Cause），而表現出之現象則稱為結果（Effect），但若一個複雜的系統中，元素間的因果關係，如單向影響、雙向影響、元素自我影響及元素間彼此影響的強度往往無法輕易判定，因此透過量化的程序決定元素間的因果關係，可提供更客觀的資訊協助決策者進行決策。

2.3.1 DEMATEL 演算法

DEMATEL (Decision Making Trial and Evaluation Laboratory) 演算法即是一種可定義元素間的因果關係之量化程序，DEMATEL 法起源於日內瓦的 Battelle Institute，由 Gabus & Fontela (1972) 所提出，最初主要應用在三項研究領域：(1) 研究世界問題結構、(2) 配合複雜世界問題分析進而發展與適應方法、(3) 回顧關於世界問題現存的研究、模式與資料。探討主題為世界上困難且複雜的問題，如種族、饑荒、環保、能源問題等。Tamura & Akazawa (2004) 提到 DEMATEL 法現在已經被廣泛地應用到各個領域以解決存有複雜結構的問題，使用 DEMATEL 法可將問題內的多個元素相互影響關係以量化的方式表現出來，不僅表示直接影響關係 (Direct influences)，同時也可說明間接影響關係 (Indirect influences)，同時利用 DEMATEL 法可將問題以結構化的模型表現出來，說明各元素是屬於原因類或結果類，同時說明其影響強度，可提供決策者進行決策時參考。

DEMATEL 法的基本流程為藉由元素間兩兩影響程度，利用相關數學方法可計算出全體元素間的影響關係及影響強度，繪製因果圖 (Causal diagram)，進而建構出系統結構。DEMATEL 方法已成功地應用在許多領域之上，如行銷策略、企業規劃決策、都市規劃設計、績效評估...等，國外研究如 Tamura & Akazawa (2004) 應用 DEMATEL 演算法於解釋結構內元素的不確定性及其優先權重、Hori & Shimizu 應用 DEMATEL 演算法於設計管理控制系統的人際界面，國內研究如 Liou & Tzeng (2007) 應用 DEMATEL 演算法於航空公司飛航安全性衡量、Tsai & Chou (2007) 應用 DEMATEL 演算法於管理系統之選擇、紀岱玲 (2005) 研究供應商之績效評估、林宗明 (2005) 研究管理問題的因果關係並建立模式分析等。

本研究應用 DEMATEL 法於定義選用基金指標之相對關係，就實務上而言基金指標之影響關係並無定論，故應用 DEMATEL 法可利用量化計算方法定義市場上投資專家對於基金指標影響關係的看法，藉此建構出選用基金指標之影響結構，此影響關係即成為下述 ANP 法之網路結構以求取各指標之權重。

2.4 ANP 演算法

ANP (Analytic Network Process) 演算法為多準則評估方法的一種，是於 1996 年由 Thomas L. Saaty 教授由 AHP (Analytic Hierarchy Process) 演算法延伸而來，透過 AHP 及 ANP 演算法可得出各準則之相對權重，再經由加權計算可評選出最佳方案。AHP 演算法假設決策過程中的各層級及各元素彼此獨立，而 ANP 演算法則在加入相依 (Dependence) 及回饋 (Feedback) 機制，可呈現各準則及元素間的關聯性，因此 ANP 演算法為 AHP 演算法之一般化模式，以下分別敘述兩種演算法。



2.4.1 AHP 法簡介

Forman & Peniwati (1998) 指出 AHP 適合應用在涉及多項準則主觀判斷的群體決策方式。決策者利用成對比較之方式對於準則進行比較，以獲取各項準則之權重，其中假設各層級及準則間無關聯性。Saaty (1980) 提出的 AHP 法基本流程為針對欲解決之問題訂定總目標，根據總目標設定數個獨立之次目標為下層元素，如此反覆直至最後一層元素，架構建立完成後利用問卷詢問決策者意見，以 1~9 分的衡量尺度判斷決策者意見，經整合後利用成對比較矩陣進行特徵向量 (Eigenvector) 及特徵值 (Eigenvalue) 之運算，通過一致性檢定後，求出決策者對於層級決策架構中準則之權重判斷，最後經綜合加權運算得出各評估方案之優先順序。綜合而言，AHP 法是將一複雜的多準則、多替代方案之決策問題建構成具階層式、單向式的架構，其中每一層皆由不同元素所構成，藉由數量化的

結果提供決策者進行參考。

2.4.2 AHP 法基本假設

衛萬里(2006)指出 AHP 法將複雜的多目標決策問題建構成一階層式架構，每一層皆由不同元素組成，將複雜的問題逐步分解，以求得各評選方案之優先順序。而應用 AHP 法需符合以下九項基本假設（鄧振源、曾國雄，1989）：

- (1) 一個系統可被分解成許多種類（Class）或成分（Component），以形成一個有向的網狀層級結構。
- (2) 每一層級之要素均假設具有獨立性。
- (3) 每一層級內的要素可用上一層內某些或所有要素作為評準進行評估。
- (4) 進行比較評估時，可將絕對數值尺度轉換成比例尺度（Ratio scale）。
- (5) 在進行成對比較後，可以使用正倒值矩陣（Positive reciprocal matrix）處理。
- (6) 偏好關係滿足遞移性（Transitivity）。不僅優劣關係滿足遞移性（A 優於 B，B 優於 C，則 A 優於 C），同時強度關係也滿足遞移性（A 優於 B 二倍，B 優於 C 三倍，則 A 優於 C 六倍）。
- (7) 要求完全具遞移性不容易，因此容許不具遞移性的存在，但必須測試其一致性（Consistency）的程度。
- (8) 要素之優勢程度可經由加權法則（Weighting principle）而求得。
- (9) 任何要素只要出現在階層結構中，不論其優勢程度如何，都被認為與整個評估結構有關，而並非檢核階層結構的獨立性。

2.4.3 ANP 法簡介

ANP 法由 AHP 法延伸而來，加入了相依及回饋的機制，可以表示各層級間的關聯性，Saaty（1996）提出現實情況中有許多問題內含的準則無法以 AHP 法由上往下的線性關係及準則獨立的方式表示，而是彼此互相作用影響，會產生類似網路（Network）的關係，因此需藉由 ANP 法加以解決。ANP 法之基本流程

為首先將問題根據決策者之定義及需求，分解成不同群組 (Cluster)，各群組中包含許多元素 (Element)，建構群組及元素彼此相關的網路圖，其中圖上的每一群組必須相連，無法分成兩個或兩個以上不相連的圖形，且 ANP 法包含兩種相依性：內部相依 (Inner dependence) 及外部相依 (Outer dependence)，前者為同一群組內元素互相影響之關係，後者為群組與群組間相互影響之關係。確認網路圖後建立超級矩陣 (Super matrix) W (圖 2.1) 表示元素之間的關係及強度。超級矩陣由多個子矩陣組成，而子矩陣為元素與元素間彼此經 AHP 法運算後所得之特徵向量所組成，建立超級矩陣後經由極限化之運算可得出各準則之相對權重，最後經綜合加權運算得出各評估方案之優先順序。

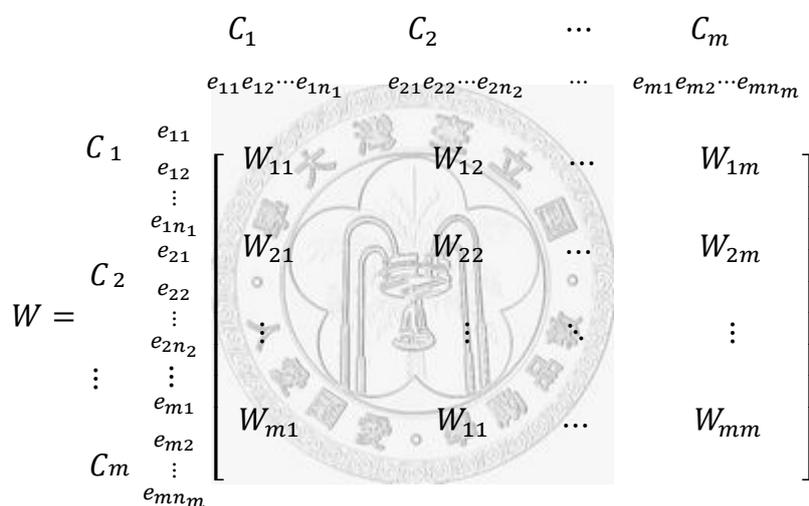


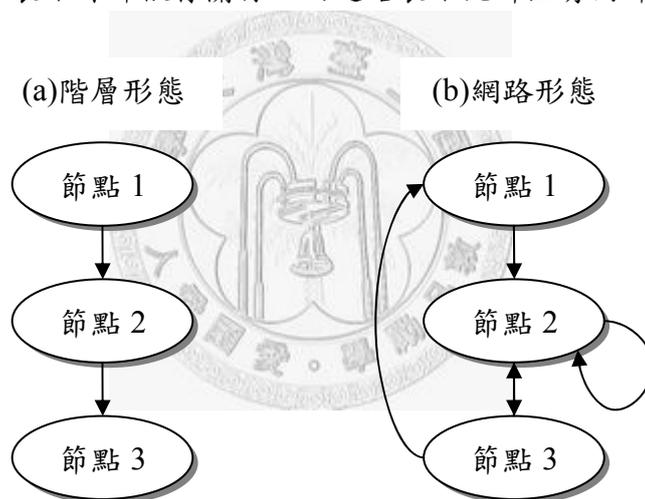
圖 2.1 ANP 演算法超級矩陣結構圖

ANP 演算法的應用領域非常廣泛，經常被使用於決策或評估議題之上，國外研究如 Satty (2004) 應用 ANP 演算法於美國漢堡產業的市佔率分析及航空產業市佔率分析，Sarkis (1999) 以 ANP 演算法評估製造過程中的環境因子影響程度，國內研究如 Liou & Tzeng (2007) 結合 DEMATEL 及 ANP 演算法於航空公司飛航安全性衡量、Tsai & Chou (2007) 結合 DEMATEL 及 ANP 演算法於管理系統之選擇等。

因 AHP 法可視為 ANP 法之特殊個案，因此 ANP 法之基本假設與 AHP 法類似，除第一項「層級結構為網路式結構」及第二項「要素間彼此相依」與 AHP 法不同之外，其餘假設皆相同。

2.4.4 AHP 法及 ANP 法比較

衛萬里（2006）指出 AHP 法與 ANP 法間之主要差別在於 AHP 法是用以解決當方案或準則間彼此為獨立的相關問題，而 ANP 法則應用於方案或準則間彼此為相互依賴的相關問題。圖 2.2 分別描述 AHP 法及 ANP 法不同的線性、非線性架構，其中箭頭表示從屬方向，直線表示上、下層級間具直接影響，為一外部依存關係，弧線亦表示外部依存關係，而迴路表示此群組有內部相依關係。



(a)線性結構、(b)非線性結構，資料來源：Saaty and Takizawa (1986)

圖 2.2 AHP 演算法及 ANP 演算法之結構比較

許國維（2006）將上述 AHP 法及 ANP 法之差異比較整理於表 2.2。

表 2.2 AHP 演算法及 ANP 演算法之差異比較

項目	AHP 法	ANP 法
元素間關係	相互獨立，只允許同層級元素相關，層與層間元素各自獨立且影響方向為由上層自下層。	互相依賴，層與層間元素互相依賴。
結構特性	線性結構。	非線性結構
回饋關係	無回饋關係	存在著相互回饋關係
權重計算	成對比較矩陣	超級矩陣
元素比較基礎	以目標為元素比較基礎	以指定評估項目為元素比較基礎

資料來源：許國維（2006）

從以上研究可以發現 AHP 及 ANP 法的最大差異在於是否假設準則之間為獨立或相互影響關係，即問題是為線性結構或網路結構，若準則間有相互影響關係則必須應用 ANP 法可得到較佳的結果。本研究所選取之準則為基金指標，從 DEMATEL 演算法可發現選用基金指標具有相互影響關係，從其影響關係可發現 AHP 法準則獨立之假設不適合應用在本研究中，而 ANP 法準則存在相互影響關係的假設可符合本研究所面臨的情況，因此採用 ANP 法作為權重獲取模型之演算法，藉此計算各指標之相對權重，可更貼近真實結果。計算完相對權重後將其應用於以下之分群演算法及多屬性決策演算法。

2.5 資料探勘 (Data Mining)

資料探勘的意義是從大量的資料中粹取出有意義之模式或規則，供決策者進行參考，Fayyad (1996) 定義資料探勘是資料庫知識發現的一部分。因此資料探勘技術可以應用在龐大且資料隱含重要資訊的資料上，資料探勘的流程為資料選取、資料前處理、資料轉換、資料探勘及解釋評估。

2.5.1 資料探勘任務

Berry & Linoff (1997) 將資料探勘任務分為六大類，分別為分類 (Classification)、估計 (Estimation)、預測 (Prediction)、關聯分組 (Affinity grouping)、分群 (Clustering) 及描述 (Description)，前三類為監督式資料探勘 (Directed data mining)，為利用現有的資料建立模型，藉此來描述某一特定變數。後三類為非監督式資料探勘 (Undirected data mining)，並沒有特別標明某一個變數，其目的是找出所有變數中，是否存在某些關係。將六大資料探勘任務整理成表 2.3。

表 2.3 資料探勘任務分類

任務	說明	分析工具
分類 Classification	依照分析資料的屬性加以分類定義，建立類組 (Class)。如將信用卡申請人分類為高、中、低風險群。	決策樹 記憶體推論 類神經網路
估計 Estimation	根據過去既有相關具有連續性數值屬性的資料，獲得某一屬性未知之值。如利用顧客基本資料以及之前的消費狀況來推估週年慶的消費力。	類神經網路 迴歸分析
預測 Prediction	根據過去所觀察值來推估未來的數值或是趨勢，例如：由顧客的交易記錄預測顧客下一年度會為公司帶來多少利潤。	決策樹 類神經網路
關聯分組 Affinity grouping	主要目的在於判斷哪些事物會同時出現，計算所有事物間的相關強度。如：買尿布的人，通常也會買啤酒。	購物籃分析 連結分析
分群 Clustering	無分類規則參考，將資料進行分群，達到群間差異大、群內差異小的特性。如行銷上的市場區隔。	決策樹 群集偵測 K-means
描述 Description	可以容易的從雜亂的資料庫中去解釋出一種現象或狀態。如某政黨的支持者女性大於男性。	資料視覺化

資料來源：林姿依 (2007)

2.5.2 分群演算法介紹

Anderberg (1973) 指出在資料探勘六大領域之中，分群是一種很重要的技術，利用資料各屬性的相似及相異程度，將資料區分為數個獨立群組，藉由每群資料的分佈狀況及特徵值，可發掘出對於決策者有用的資訊。分群的方法有許多

種類，根據 Han & Kamber (2001) 將群聚方法分為四大類：切割式分群演算法 (Partition clustering)、階層式分群法 (Hierarchical clustering)、密度基礎分群法 (Density-based clustering) 與格子基礎分群法 (Grid-based clustering)，以下以林姿依 (2007) 整理資料分別介紹：

1、切割式分群演算法 (Partition clustering)

切割式分群演算法需事先給定分群數目，再以重心點為基礎或中心點為基礎進行分群，以資料間的距離作為評估標準，一般常用的距離計算方法為曼哈頓距離 (Manhattan distance) 及歐幾里得距離 (Euclidean distance)。目前常用的切割式分群演算法主要有 K-means (MacQueen, 1967)、PAM 演算法 (Kaufman & Rousseeuw, 1990)、CLARANS (Ng & Han, 1994)、Fuzzy C-means (Dunn, 1974) 演算法等四種。

2、階層式分群法 (Hierarchical clustering)

階層式分群法是將資料點透過合併或分離的過程，以樹枝狀架構表現出來的演算法，有可分為分離型 (Divisive method) 與凝聚型 (Agglomerative method) 兩種。分離型之作法為先將所有個體視為同一群，之後由上而下 (Top-down) 逐次分群，直到每個個體自成一群為止。作為區隔之依據。而凝聚型之作法則相反，先將樣本的個體視為單獨的一群，由下而上 (Bottom-up) 將相近的個體合成同一群，依次的結合使得群組數愈來愈少，最終成為一群。大部分階層式演算法由下而上凝聚式的方法，目前常用的階層式演算法有 BIRCH (Zhang, 1996)、CURE (Guha et al., 1998)、ROCK (Guha et al., 1999)、CHAMELEON (Karypis et al., 1999)、AMOEB (Estivill-Castro & Lee, 2000)、AUTOCLUST (Estivill-Castro & Lee, 2000) 等。

3、密度基礎分群法 (Density-based clustering)

密度基礎分群法是將資料在分類時，依據資料分佈的密度將密度高於一個門檻值的鄰居區域 (Neighborhood) 視為一個群聚，此時群聚內資料分佈的密度會大於群聚外資料分佈的密度，即為密度基礎分群法，目前較重要的方法有 DBSCAN (Ester et al., 1996)、OPTICS (Ankerst et al., 1999)。

4、格子基礎分群法 (Grid-based clustering)

將資料空間量化成許多格子 (Grid cells)，因每一個格子內皆可以隱藏許多資訊，所以可大量減少群聚的時間，增進分群效率性，較具代表性的 STING (Wang et al., 1997)、WaveCluster (Sheikholeslami et al., 1998)。

2.5.3 Weighted FCM 演算法

本研究使用之分群演算法為 Weighted FCM 演算法，由傳統的 FCM 演算法改良而來。FCM 演算法為 Bezdek 於 1981 年根據 Dunn (1974) 的硬 C 平均集羣法 (Hard C-Means Clustering Method) 修正而來，利用模糊理論的方法來解決最佳分群的問題。每一筆資料可以依照其隸屬程度，分屬於一個以上的群聚。當資料特性是多變性、不確定性時，使用硬式分群演算 (如 K-means, Hard C-means 演算法) 會對資料作明確區分，使其適應力、解釋能力降低，但若使用 FCM 演算法，資料點 x 將不再絕對地屬於任何群聚，而是以一個介於 0~1 之間的數字來表示 x 隸屬於某個群聚的程度。而 FCM 分群演算法因為是採距離的概念進行分群，故分群品質容易受到雜訊 (Noise) 或是離群值 (Outlier)，因此在進行分群前必須先剔除離群值。

根據 Li et al. (2001) 指出傳統 FCM 分群法假設各屬性對於資料點的重要性均相等，即權重值均相同，但此假設常與實際情況不相符，為克服此缺點可引入

權重概念至傳統 FCM 分群法中，成為 Weighted FCM 分群法，以提供更佳的分群效果，該研究以 Iris 資料進行研究，發現應用 Weighted FCM 分群法可將分群的錯誤率從 10.67% 下降到 4.67%。

2.5.4 Weighted FCM 演算法小結

目前 FCM 分群演算法大多應用於醫學、物流決策、顧客關係管理等議題上，應用 FCM 演算法於基金分類研究與理論尚屬缺乏，同時使用 Weighted FCM 進行不同變數影響權重對研究主題資料分群仍為少數，將過去研究整理於表 2.4。綜合以上相關理論及文獻探討，本研究將運用台灣基金實際資料，引入基金指標及 ANP 法得到之指標權重至 Weighted FCM 演算法中，藉以建立基金權重分群機制，針對基金表現進行分群。

表 2.4 與其他應用 FCM 分群演算法研究之比較整理

作者	研究模型基礎	研究主題
王誌瑋 (2002)	FCM 分群	核磁共振造影影像分割之研究
林志隆 (2002)	FCM 分群	服務性網站上進行資料探勘
Yang et al. (2002)	FCM 分群	利用 FCM 模型與特徵子空間投影作色彩目標分割
Wang & Huang (2004)	FCM 分群	利用 FCM 模型於電力系統奇異攝動模型
鍾武勳 (2005)	FCM 分群	物流中心位址決策模式
林姿依 (2007)	FCM 分群	汽車零件服務顧客之分群
Li et al. (2001)	Weighted FCM 分群	應用 Weighted FCM 模型對於 Iris 資料進行分群
Wang et al. (2004)	Weighted FCM 分群	以 UCI 資料庫對 Weighted FCM 模型之改進進行實際研究
Turmchokkasam & Mitaim (2006)	Weighted FCM 分群	應用 Weighted FCM 模型於空間平衡器表現之研究
本研究	Weighted FCM 分群	應用 ANP 演算法所得出之權重應用於 Weighted FCM 演算法中，對台灣基金進行分類

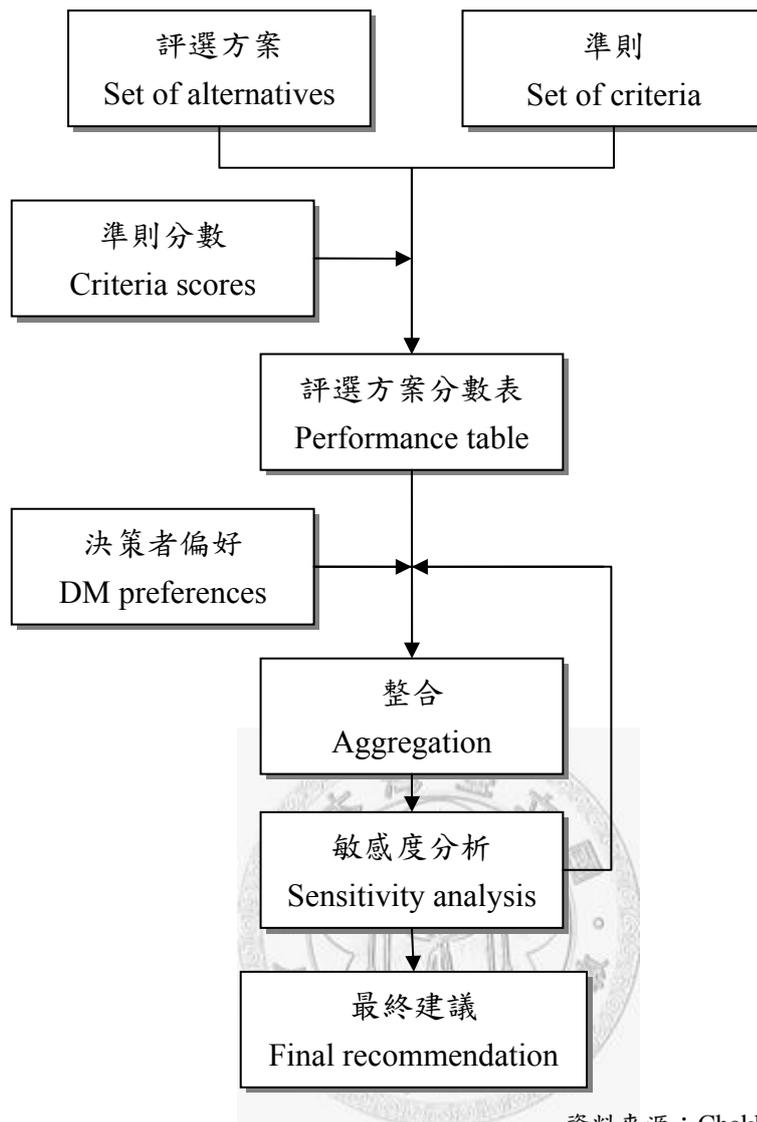
2.6 多屬性決策 (Multiple Attribute Decision Making)

Hwang & Yoon (1985) 指出一個決策問題需要考慮到的項目包含層面 (Aspect)、目標 (Objective)、評估準則 (Criteria) 及評選方案 (Alternatives)，故在一個複雜的決策中，往往會牽涉到多層面、多目標、多評估準則、多個方案及多位決策者之情形，提高決策之複雜度，而多屬性決策方法可應用於此類複雜的決策問題之上，藉以協助決策者選擇或評估各評選方案。Hwang & Yoon(1995) 認為多屬性決策方法可協助決策者根據有限評選方案下各準則之特徵值，為各評選方法進行排序，找出最佳解決方案。

2.6.1 多屬性決策流程

根據 Chakhar & Martel (2004) 提到多屬性決策方法之流程模型如圖 2.3 所示：



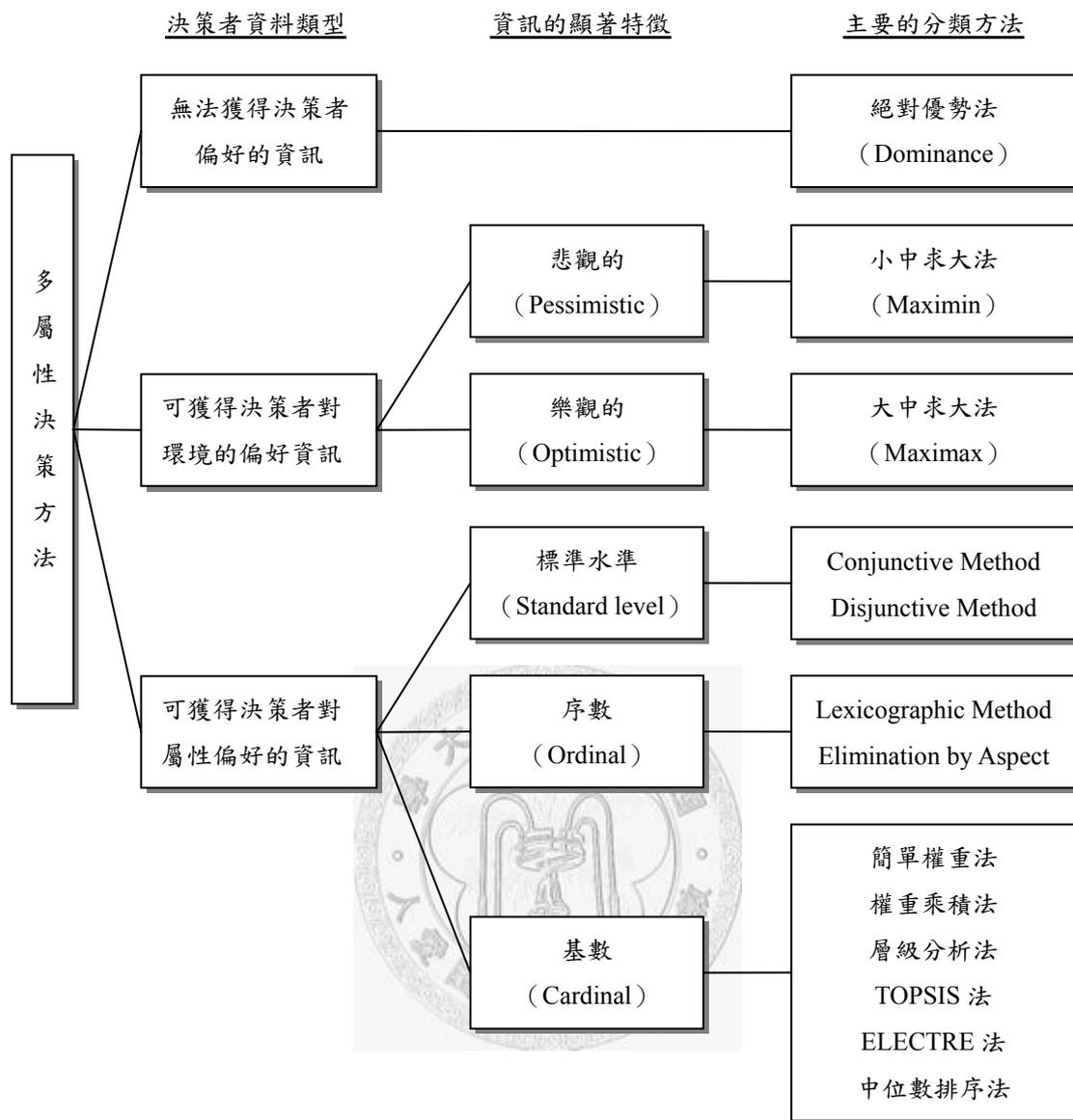


資料來源：Chakhar & Martel (2004)

圖 2.3 多屬性決策方法流程

2.6.2 多屬性決策方法介紹

目前多屬性決策的方法有許多種，根據 Hwang & Yoon (1995) 指出，依據決策者提供的資訊加以分類，可將多屬性決策分為三大類：無法獲得決策者偏好的資訊、可以獲得決策者對環境的偏好資訊及可獲得決策者對屬性偏好的資訊，共可區分為十三種多屬性決策方法，分類情況如圖 2.4。



資料來源：Hwang & Yoon (1995)、黃美瑜 (2006)

圖 2.4 多屬性決策方法分類

黃美瑜 (2006) 提到根據 Hwang & Yoon 對於基數資訊特徵型態之定義是決策者對於各評估屬性有不同偏好，在群體決策下，每位決策者會根據本身背景、專業知識不同，而會對不同評估屬性有不同偏好。故本研究選用以基數為資訊特徵型態的多屬性決策方法。劉佳鑫 (2004) 將基數資訊特徵型態為基礎的多屬性決策方法分為以下數種類型：

- 1、用最大效用的方式選取解決方案，可用方法如簡單加權法及層級加權法。

- 2、以最能夠滿足一致性的方法來建立解決方案的優先順序，如 ELECTRE 法。
- 3、根據與理想解有最大關聯和接近性來選擇解決方案，常見方法如 TOPSIS 演算法，此方法除利用與理想解有最大關聯和接近性來排序解決方案，且是以妥協的概念來處理多屬性之間的衝突。
- 4、在資訊較少的情況下採用灰關聯分析。

表 2.5 常見多屬性決策方法介紹

方法	評估原理	決策過程
簡單加權法	最大效用法	決策專家或決策群體對 m 個評估屬性（準則）的重要性進行評估，運用 AHP 或多準則評分法取得權重，然後綜合成一組標準評點作加權和，再依計算後的結果，來選擇最佳方案。
層級加權法	最大效用法	為簡單加權平均的延伸。將決策問題利用層級化方式展開，且讓每個層級項目皆各自獨立，由下而上求出每一層的相對權重再加以綜合，選擇權重值最高的解決方案為最佳方案。
ELECTRE	最能滿足一致性的測量	分別建立滿意指標和不滿意指標以建構出偏好優勢關係，並在決策專家訂定的偏好門檻值下找出核心解，若未能找出，則重新定義門檻值。
PROMETHEE	流量觀念	針對偏好關係相關參數選擇適當準則型態，建立一般化準則的偏好函數，以流量方式評估方案之優先順序
TOPSIS	與理想解最大關係和接近性	利用歐幾里得距離計算和理想解及負理想解的距離，利用距理想解最近及距負理想解最遠的方式決定解決方案的優先順序。
灰關聯分析	灰色理論	針對不同的局勢指定不同的策略，並將數據整理成具有比較性的狀態，並在運算後選擇較佳方案。

資料來源：黃美瑜（2006），本研究修改

2.6.3 TOPSIS 演算法

評估屬性若出現相衝突的狀況，如選購汽車，舒適度、安全性、空間大小、外觀與價格為相衝突之屬性，若使用單一指標為衡量標準，將不符合實際情況。因此將屬性分成成本及利益兩方面，可更貼近現實情況，因此必須採用能夠處理

評估屬性相互衝突之多屬性評估方法對評選方案進行排名。黃美瑜(2006)提到妥協解(Compromise solution)是一個可以解決屬性之間衝突且協助決策者完成決策的方法。妥協解的概念是由 Yu(1973)和 Zeleny(1982)所建立,而 TOPSIS 法即是以妥協概念處理多屬性衝突的多屬性決策方法, TOPSIS 演算法為多屬性決策方法之一,是由 Hwang & Yoon(1981)所提出, TOPSIS 的基本觀念為「距離正理想解(Ideal solution)最近且距離負理想解(Negative-ideal solution)最遠」,對於各替代方案進行評估,提供決策者選擇依據。所謂正理想解是各替代方案中效益面屬性評估值最大者、成本面屬性評估值最小者,而負理想解則為各替代方案中效益面屬性評估值最小者、成本面屬性評估值最大者。在評選替代方案時,採用距離之觀念,計算各方案的理想解相對接近值,來對於各方案進行評分排序。



本研究之基金資料為基數資訊特徵型態,且每位決策者會根據本身背景、專業知識不同,而會對不同評估屬性有不同偏好,同時基金指標之間為相衝突的屬性,產生如同效益面及成本面的情形,不適用單一指標為衡量標準的決策方法,必須採用能夠處理評估屬性之間相衝突的排序方法,而 TOPSIS 演算法即屬於此類演算法,同時 TOPSIS 是一種簡單且有效且為學者常使用的排序方法之一,因此本研究利用 TOPSIS 演算法對於各基金之指標特徵值進行運算,為投資人進行基金排序,找出最合適之基金,給予投資人建議。

2.6.4 TOPSIS 演算法與基金排名

吳權凌(2003)利用多變量分析方法建立國內共同基金多準則評估模型,應用因素分析法(Factor analysis)找出評估共同基金的重要評估因素,並使用群集分析瞭解被評估基金的特性,依投資者對各評估因子偏好,利用 TOPSIS 演算法評選各類型基金投資之優先性,研究發現資料樣本的 30 筆國內共同基金可分類

成四個不同特性之群集，投資人可依其投資屬性選擇適合之基金分類。

江妙真(2005)利用 TOPSIS 演算法引入 Treynor ratio、Sharpe ratio、Jensen's α 、Information ratio 指標綜合考量，以評估共同基金績效，並以 13 種加權距離法建立 13 個多屬性績效評估指標，可作為投資共同基金另一參考的指標。

2.6.5 多屬性決策演算法小結

多屬性決策中的 TOPSIS 演算法應用層面極廣，國內外許多研究皆使用此方法對於評估方案進行評選，而應用 TOPSIS 演算法於基金分類研究與理論則較少，表 2.6 整理過去使用 TOPSIS 演算法與基金排名之研究。綜合以上相關理論及文獻探討，本研究將運用台灣基金實際資料，引入基金指標及 ANP 法得到之指標權重至 TOPSIS 演算法中，藉以建立基金排名機制，針對基金表現進行排名。

表 2.6 與其他應用 TOPSIS 演算法對基金排名研究之比較整理

作者	研究模型基礎	研究說明
吳權凌(2003)	TOPSIS 演算法	利用因素分析及 TOPSIS 演算法先將基金樣本分成數個群集，投資人可依其屬性偏好選擇優先基金分類
江妙真(2005)	TOPSIS 演算法	利用結合傳統基金績效評估指標與不同加權距離法建立新的績效評估指標
本研究	TOPSIS 演算法	根據不同類型投資人對於風險及報酬的偏好，利用 ANP 演算法計算出各指標權重，直接對於各基金進行排名，可針對投資人偏好提供客製化建議



第三章 研究方法

本研究利用選定的基金指標對基金進行分類及排名，所參考指標分別包括報酬面指標與風險面指標，而所使用之研究方法包括以下數種演算法：

- 1、DEMATEL 演算法 (Decision Making Trial and Evaluation Laboratory)
- 2、ANP 演算法 (Analytic Network Process)
- 3、Weighted FCM 演算法 (Weighted Fuzzy C-Means)
- 4、TOPSIS 演算法 (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution)

本研究期望以邏輯性之推理，混合不同演算法來建立新的基金選擇模型。本研究所建構之基金選擇模型流程如圖 3.1，首先利用 DEMATEL 法得知選定基金指標的影響關係，奠基於此影響關係上應用 ANP 法得知各指標之權重，再應用 Weighted FCM 法進行基金之分類及 TOPSIS 法進行基金之排名。

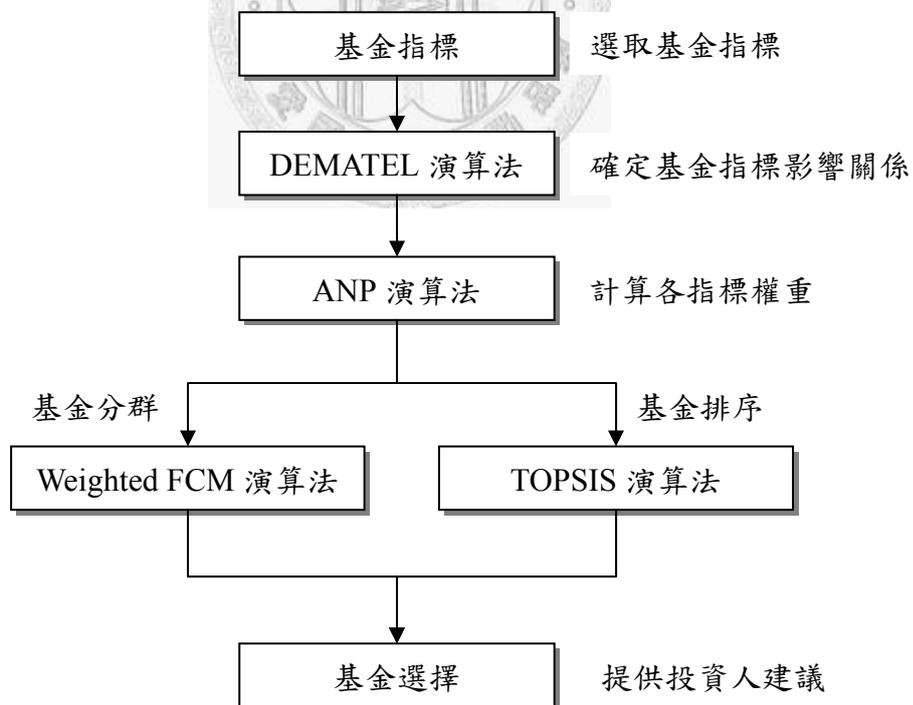


圖 3.1 本研究基金選擇模型

3.1 基金指標決定

本研究以基金報酬及風險兩方面之指標對各基金進行分類及排名，在報酬方面選定之指標為報酬率 (*Return*) 及超額報酬率 (*Jensen's α*)，風險面選定之指標為標準差 (σ) 及 Beta 係數 (β) 四項。選定此四項指標的原因為首先投資的目的是為獲取良好報酬，因此報酬率是基金評比中重要的指標，而超額報酬率可衡量基金經理人的選股能力，代表基金投資組合在相同風險水準下，基金經理人透過專業選股，為基金增加多少報酬，故選定此兩項指標作為報酬面準則；而除了報酬率之外，投資人也必須考慮投資所必須承擔的風險，作為衡量基金未來收益的不確定性，計算風險最常用的指標為標準差 (σ) 及市場風險 (β)，因此本研究納入此兩項指標作為風險面準則。從基金績效評估方法的發展史中，可發現評估方法多為結合報酬及風險指標所形成，故本研究延續此想法選定此四項指標作為後續研究之基金特徵值，同時相較於傳統基金評比指標將報酬及風險指標結合，本研究將四項基金指標分離出來，投資人可從最基本面對於基金的表現作衡量，直接就各指標進行重要性判斷，因此可就不同類型的投資人分別套入模型之中，藉由其判斷結果經過運算給予建議。

3.1.1 變數之定義

1、報酬率 (*Return*)

基金標的在評估期間內之淨值累計報酬率。使用幾何平均報酬率作為研究期間內的報酬率，根據使用資料為週資料或月資料而調整，計算方式如公式(3.1)：

$$R_{i,T-1} = \sqrt[T-1]{(1 + R_{i,t}) \times (1 + R_{i,t+1}) \times \dots \times (1 + R_{i,T})} - 1 \quad (3.1)$$

$R_{i,t}$: i 基金在第 t 期的報酬率 (週報酬或月報酬)

t : 起始月份 (或週)

T : 截止月份 (或週)

2、標準差 (σ)

基金標的報酬率之波動程度，是一個常用的風險指標。標準差越大表示此基金之報酬率變化越大，反之則表示此基金報酬率較為穩定。個別基金的標準差為先計算月標準差，再乘上對時間長度開根號之值，因資料長度為24個月，故乘上 $\sqrt{24}$ ，計算公式如 (3.2)：

$$\sigma_{\text{月}} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (R_{i,t} - \bar{R})^2}{n-1}}$$
$$\sigma_i = \sigma_{\text{月}} \times \sqrt{24} \quad (3.2)$$

$\sigma_{\text{月}}$ ：基金 i 報酬率之標準差

σ_i ：基金 i 報酬率之標準差

$R_{i,t}$ ：基金 i 在第 t 期的報酬率

\bar{R} ：基金 i 報酬率之平均值

3、市場風險 (β)

用以衡量基金標的之市場風險（或稱系統性風險），可衡量基金隨大盤追漲隨跌的敏感程度。 β 值愈大代表基金報酬率受大盤漲跌的影響愈大，反之則愈小。指投資標的物和大盤之間的連動關係，其中 $\beta > 0$ 代表標的物和大盤為正相關， $\beta < 0$ 則代表標的物和大盤為負相關， $|\beta| < 1$ 代表敏感度較大盤小，而 $|\beta| > 1$ 代表敏感度較大盤大，其計算公式如 (3.3)，以過去二十四個月之基金月報酬率對同期市場月報酬率做迴歸，估計斜率係數而得。

$$R_{i,t} - R_{f,t} = \alpha_i + \beta_i (R_{M,t} - R_{f,t}) + \varepsilon_{i,t} \quad (3.3)$$

$R_{i,t}$ ：基金 i 在第 t 期的報酬率

$R_{f,t}$ ：無風險資產在第 t 期的報酬率

$R_{M,t}$ ：市場在第 t 期的報酬率

4、超額報酬 (α)

此績效指標是建立在資本資產定價模式上 (CAPM)，資本資產定價模式是事前 (Ex-ante) 模式，說明投資組合期望報酬率與風險間的關係，用以衡量基金標的經風險調整後之超額報酬率，表示基金績效超過其承擔市場風險所應得報酬之部分，若 $\bar{\alpha}_i$ 大於 0，表示著基金或投資組合績效表現優異，基金經理人的選股能力越佳，反之則表示投資組合績效差，計算公式如 (3.4)：

$$\bar{R}_i - \bar{R}_f = \bar{\alpha}_i + \beta_i (\bar{R}_M - \bar{R}_f) \quad (3.4)$$

\bar{R}_i ：投資組合 i 在某段期間的平均報酬率

\bar{R}_f ：無風險資產的平均報酬率

β_i ：投資組合 i 的 β 係數

\bar{R}_M ：市場投資組合的平均報酬率

$\bar{\alpha}_i$ ：投資組合 i 的平均超額報酬率

3.2 DEMATEL 演算法 (Decision Making Trial and Evaluation Laboratory)

選擇基金指標之後需要瞭解各指標之間的相對影響關係，而利用 DEMATEL 演算法可定義出欲研究變數之因果關係，因此本研究應用 DEMATEL 法獲知四項基金指標之因果關係結構，以發放問卷及數學運算方法處理，流程如圖 3.2，DEMATEL 法之架構及運算步驟如下。

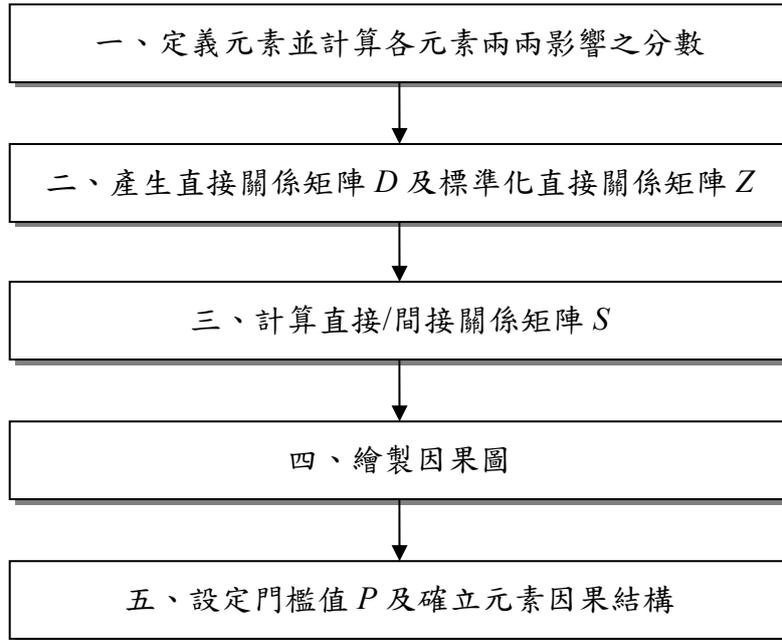


圖 3.2 DEMATEL 演算法操作流程

3.2.1 DEMATEL 演算法流程

1、定義元素並計算各元素兩兩影響之分數

列出模型中各元素並加以定義，透過問卷瞭解受訪者認為兩兩元素間的直接影響強度，以 0 分至 4 分表示，定義如表 3.1，所有受訪者之分數平均後即為元素 i 影響元素 j 的強度，以 d_{ij} 表示，而本研究的問卷範例如表 3.2。

表 3.1 DEMATEL 演算法影響強度表

分數	定義
0	無影響 (No influence)
1	低度影響 (Low influence)
2	中度影響 (Medium influence)
3	高度影響 (High influence)
4	強烈影響 (Very high influence)

表 3.2 DEMATEL 演算法問卷範例

變數關係		無影響	低度影響	中度影響	高度影響	強烈影響
1	報酬率 <i>Return</i> 對於 標準差 σ	0	1	2	3	4
2	報酬率 <i>Return</i> 對於 市場風險 β	0	1	2	3	4
3	報酬率 <i>Return</i> 對於 超額報酬 α	0	1	2	3	4

2、產生直接關係矩陣 D (Direct-Relation Matrix) 及標準化直接關係矩陣 Z (Standardized Direct-Relation Matrix)

若有 n 個元素，將 d_{ij} 代入，可得對角線為 0 之 $n \times n$ 直接關係矩陣 D ，矩陣中 d_{ij} 代表元素 i 影響元素 j 的強度。再以公式 (3.5) 求出 λ ，將矩陣 D 乘以 λ ，即 $Z = \lambda \times D$ ，可得標準化直接關係矩陣 Z 。

$$\lambda = \text{Min} \left[\frac{1}{\text{Max}_{1 \leq i \leq n} (\sum_{j=1}^n |d_{ij}|)}, \frac{1}{\text{Max}_{1 \leq i \leq n} (\sum_{i=1}^n |d_{ij}|)} \right] \quad (3.5)$$

3、計算直接/間接關係矩陣 S (Direct/Indirect Relation Matrix)

得到標準化直接關係矩陣 Z 後，利用公式 (3.6) 計算出直接/間接關係矩陣 S ，其中 I 代表單位矩陣， O 代表零矩陣。

$$S = \lim_{k \rightarrow \infty} (Z + Z^2 + \dots + Z^k) = Z \cdot (I - Z)^{-1} \quad (3.6)$$

4、繪製因果圖 (Causal diagram)

令 s_{ij} ($i, j = 1, 2, \dots, n$) 為 S 中元素，列之總和及行之總和分別以 D_i 及 R_j 表示，由公式 (3.7) 及 (3.8) 可計算得出：

$$D_i = \sum_{j=1}^n s_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.7)$$

$$R_j = \sum_{i=1}^n s_{ij}, j = 1, 2, \dots, n \quad (3.8)$$

D_i 表示以元素 i 為原因，影響其他元素之總和，包含直接及間接影響， R_j 表示以元素 j 為結果，而被其他元素影響之總和。 $(D + R)$ 稱為中心度，計算方法為 $D_k + R_k$ ，代表某一元素影響及被影響之總程度； $(D - R)$ 稱為原因度，計算方法為 $D_k - R_k$ ，若為正，表示此元素為導致類，若為負，表示此元素為被影響類。計算出各元素的中心度及原因度後，以 $(D + R)$ 為橫軸， $(D - R)$ 為縱軸，將各元素所在位置標上即為因果圖。因果圖可將元素間複雜的關係簡化成易懂的結構，使決策者更易進行後續決策。

5、設定門檻值 P 及確立元素因果結構

S 矩陣中的 s_{ij} 表示元素 i 影響元素 j 的強度，為減少因果結構之複雜程度及確立元素間的因果結構，決策者可設立門檻值 P ，唯有在 S 矩陣中超過門檻值的元素影響關係 (s_{ij}) 可被確認為具有相當之影響力，門檻值的決定是經由決策者或是專家討論後而得。

3.2.2 DEMATEL 演算法範例

以下以一範例說明 DEMATEL 方法之計算流程，首先經由定義元素並計算各元素兩兩影響之分數，由問卷結果可得到直接關係矩陣 D (表 3.3)。

表 3.3 DEMATEL 演算法範例之直接關係矩陣 D

	A	B	C	D	E
A	0	2.000	2.000	3.000	3.000
B	3.000	0	2.000	3.000	2.000
C	4.000	3.000	0	3.000	2.000
D	2.000	2.000	1.000	0	2.000
E	3.000	3.000	2.000	2.000	0

由直接關係矩陣 D 可計算出最大的列和為第三列， $\sum_{j=1}^5 d_{3j} = 4 + 3 + 3 + 0 + 2 = 12$ ，即 $\lambda = 1/12$ ，令 $Z = \lambda \times D$ ，可得標準化直接關係矩陣 Z (表 3.4)。

表 3.4 DEMATEL 演算法範例標準化之直接關係矩陣 Z

	A	B	C	D	E
A	0	0.167	0.167	0.250	0.250
B	0.250	0	0.167	0.250	0.167
C	0.333	0.250	0	0.250	0.167
D	0.167	0.167	0.083	0	0.167
E	0.250	0.250	0.167	0.167	0

由標準化直接關係矩陣 Z 及公式 $S = Z \cdot (I - Z)^{-1}$ ，可得到直接/間接關係矩陣 S (表 3.5)。

表 3.5 DEMATEL 演算法範例之直接/間接關係矩陣 S

	A	B	C	D	E
A	0.819	0.853	0.673	0.982	0.873
B	1.018	0.705	0.672	0.985	0.815
C	1.221	1.031	0.625	1.125	0.935
D	0.748	0.666	0.474	0.579	0.640
E	1.037	0.923	0.686	0.942	0.684

再將直接/間接關係矩陣 S 進行行與列之運算，可得到總關係矩陣 (表 3.6)，以 $(D + R)$ 為橫軸， $(D - R)$ 為縱軸進行因果圖之繪製 (圖 3.3)。

表 3.6 DEMATEL 演算法範例之總關係矩陣

	A	B	C	D	E	D	$D + R$	$D - R$
A	0.819	0.853	0.673	0.982	0.873	4.200	9.043	-0.643
B	1.018	0.705	0.672	0.985	0.815	4.195	8.373	0.016
C	1.221	1.031	0.625	1.125	0.935	4.937	8.067	1.808
D	0.748	0.666	0.474	0.579	0.640	3.106	7.718	-1.506
E	1.037	0.923	0.686	0.942	0.684	4.273	8.220	0.325
R	4.843	4.178	3.129	4.612	3.947			

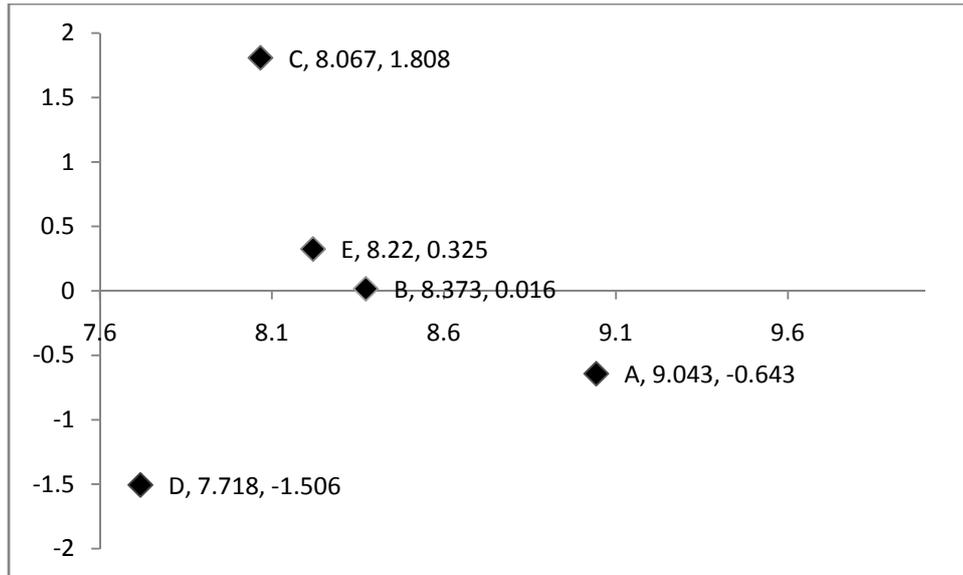


圖 3.3 元素因果關係圖

最後若設定門檻值 $P=0.9$ ，可得知本範例中的五項元素之影響關係如圖 3.4 所示。

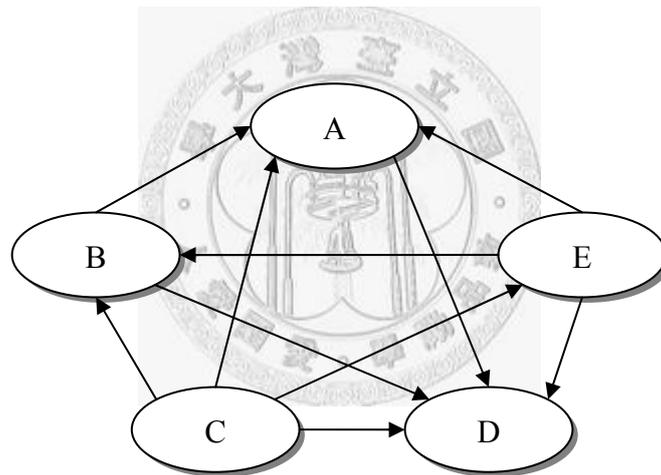


圖 3.4 元素影響關係圖

3.3 ANP 演算法 (Analytic Network Process)

以 DEMATEL 法得出各指標的相關影響關係後，利用 ANP 演算法得知各指標的相對權重。ANP 演算法允許各群集之間有相依及回饋之機制，建立群集間的網路結構後，經由問卷、特徵向量數學運算及超級矩陣之極限化過程，可得出各準則之相對權重，因此本研究利用 DEMATEL 建構之指標間影響結構，經過 ANP 演算法的數學計算後，可得知各基金指標之相對權重，以供後續分群及排

名之應用。ANP 演算法之操作流程如圖 3.5。

3.3.1 ANP 演算法流程

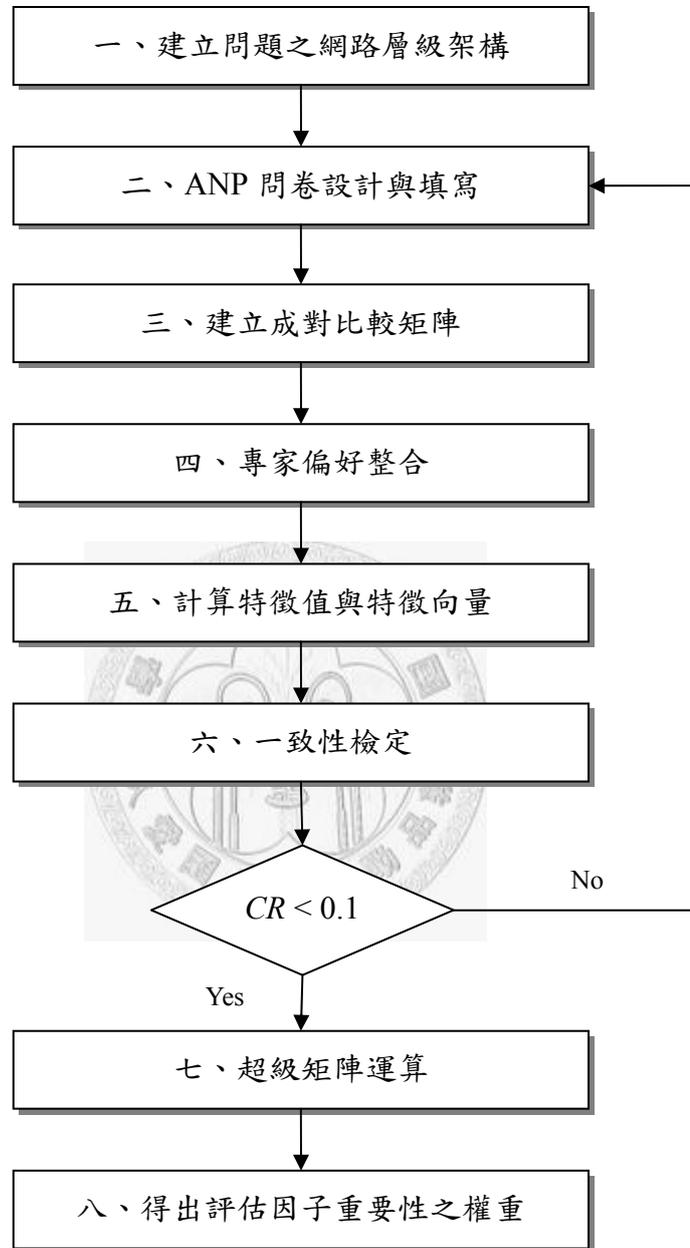


圖 3.5 ANP 演算法操作流程圖

1、建立問題之網路層級架構

首先建立決策問題的決策關聯性，清楚描述各群集與群集內之元素的定義，再透過文獻回顧之彙整與探討、德爾菲法 (Delphi)、專家意見、DEMATEL 法

等方法定義各群集間及群集內的影响關係，藉此決定預研究問題之網路層級架構。

2、ANP 問卷設計與填寫

依第一步驟所建立之網路架構設計 ANP 問卷，問卷發放之對象為對此研究問題相關之決策者或專家學者。問卷首先詳細說明本研究之目標、準則、次準則及替代方案，以利填答者瞭解本研究之目的，填答者必須針對兩兩群組及兩兩元素進行相互比較，問卷中依 Saaty 定義之評估尺度將重要性分為 9 種，說明如表 3.7：

表 3.7 ANP 演算法之評估尺度表

重要程度	定義	解釋
1	相同重要(Equal importance)	兩個指標的貢獻具同等重要性
2、3	稍微重要(Moderate importance)	經驗判斷顯示稍微贊同某一指標
4、5	重要(Strong importance)	經驗判斷顯示強烈贊同某一指標
6、7	很重要(Very Strong importance)	實際顯示非常強烈贊同某一指標
8、9	非常重要(Extreme importance)	有足夠證據肯定贊同某一指標

資料來源：Saaty (2001)

問卷範例：下表為本研究 ANP 演算法之問卷形式，詢問填答人對於各指標在其認知中的重要程度，問卷範例如表 3.8。

若您認為您在選擇基金投資標的時，考慮到「報酬率 *Return*」此項準則與其他三項準則之比較時：

- 1、比起「標準差 σ 」而言是“比較重要”的；
- 2、比起「市場風險 β 」而言是“非常重要”的；
- 3、比起「超額報酬 α 」而言是“比較不重要”的，即「超額報酬 α 」 “比較重要”

則您的勾選結果應如表 3.8 所示：

表 3.8 本研究 ANP 演算法問卷範例

	非常 重要		很重 要		比較 重要		稍微 重要		相 等	稍微 重要		比較 重要		很重 要		非常 重要		
	9	8	7	6	5	4	3	2	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
報酬率 R					x													標準差 σ
報酬率 R	x																	市場風險 β
報酬率 R												x						超額報酬 α

3、建立成對比較矩陣

將回收之 ANP 問卷轉換為矩陣，以成對比較矩陣(Pairwise comparison matrix)的方式表示，成對比較矩陣 A 如 (3.9) 所示，其中 a_{ij} 表示指標 i 對指標 j 之相對重要性：

$$A = [a_{ij}]_{n \times n} = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & 1 & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & 1 \end{bmatrix}, a_{ij} = \frac{1}{a_{ji}}, i, j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (3.9)$$

4、專家偏好整合

由於有多位受訪者，每位填答者對於指標的重要性皆不相同，所得之成對比較值也不同，故必須進行專家偏好整合以將各填答對於指標重要性整合起來，依 Saaty 之建議，採用幾何平均進行整合較佳。

5、計算特徵值與特徵向量

完成專家偏好整合得到整合後成對比較矩陣後，利用公式 (3.10) 求得各指標之特徵向量 W_{ij} ，其中 λ_{max} 為矩陣 A 的最大特徵值。

$$AW_{ij} = \lambda_{max}W_{ij} \quad (3.10)$$

6、一致性檢定

在求得 λ_{max} 之後必須進行一致性檢定，以確保整合過之專家偏好符合一致

性之結果，但因決策者在進行判斷時可能會產生矛盾現象，要完全達成一致性極為困難，依 Saaty 之建議，以一致性指標（Consistency index, CI）及一致性比率（Consistency ratio, CR）進行檢定，說明如下：

(1) 一致性指標 (CI)

指最大特徵值 λ_{max} 與階數 n 之差異程度，可作為判斷一致性的準則，計算公式如 (3.11)，CI 值越小則一致性越高，若 $CI \leq 0.1$ 表示填答者的判斷具一致性。

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} \quad (3.11)$$

(2) 一致性比率 (CR)

一致性指標之大小會受矩陣階數及評比尺度之影響，可透過隨機指標 (Random index, RI) 進行調整，根據 Dak Ridge National Laboratory 與 Wharton School 的研究，從評估尺度 1~9 所產生之正倒值矩陣，在不同階數下會產生不同 CI 值，稱為隨機指標，其中 RI 值是以 500 個樣本所求得之平均值。而一致性比率 (CR) 的計算公式如 (3.12)，若 $CR \leq 0.1$ 表示填答者的判斷具一致性，表 3.9 為隨機指標 RI 對照表。

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (3.12)$$

表 3.9 ANP 演算法隨機指標 RI 對照表

矩陣階數	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
RI	0	0	0.52	0.89	1.11	1.25	1.35	1.40	1.45	1.49

資料來源：Saaty (2004)

七、超級矩陣運算

通過一致性檢定之後，各指標之特徵向量整合於一矩陣，此矩陣即為超級矩陣 (圖 3.6)，此時矩陣為未加權超級矩陣 (Unweighted supermatrix)，接著將未加權超級矩陣分別乘以成對比較矩陣之特徵向量，形成已加權超級矩陣

(Weighted supermatrix)，以 W 表示，將矩陣 W 多次相乘之後可得到一固定的收斂矩陣 (Limit supermatrix)，即可得到各指標之權重值。

$$W = \begin{matrix} & C_1 & C_2 & \cdots & C_m \\ & e_{11}e_{12}\cdots e_{1n_1} & e_{21}e_{22}\cdots e_{2n_2} & \cdots & e_{m1}e_{m2}\cdots e_{mn_m} \\ C_1 & \begin{matrix} e_{11} \\ e_{12} \\ \vdots \\ e_{1n_1} \end{matrix} & & & \\ C_2 & \begin{matrix} e_{21} \\ e_{22} \\ \vdots \\ e_{2n_2} \end{matrix} & & & \\ \vdots & \vdots & & & \\ C_m & \begin{matrix} e_{m1} \\ e_{m2} \\ \vdots \\ e_{mn_m} \end{matrix} & & & \end{matrix} \begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} & \cdots & W_{1m} \\ W_{21} & W_{22} & \cdots & W_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{m1} & W_{m2} & \cdots & W_{mm} \end{bmatrix}$$

圖 3.6 ANP 演算法超級矩陣結構

其中 C_m 代表第 m 個集群， e_{mn} 表在第 m 個集群中第 n 個元素，而超級矩陣內各元素之結構如圖 3.7。

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} w_{i_1j_1} & w_{i_1j_2} & \cdots & w_{i_1j_{n_j}} \\ w_{i_2j_1} & w_{i_2j_2} & \cdots & w_{i_2j_{n_j}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{i_{n_i}j_1} & w_{i_{n_i}j_2} & \cdots & w_{i_{n_i}j_{n_j}} \end{bmatrix}$$

圖 3.7 ANP 演算法超級矩陣元素結構

圖 3.8 為超級矩陣之網路結構範例，圖中之箭號表示影響方向，其超級矩陣之形式如下列所示：

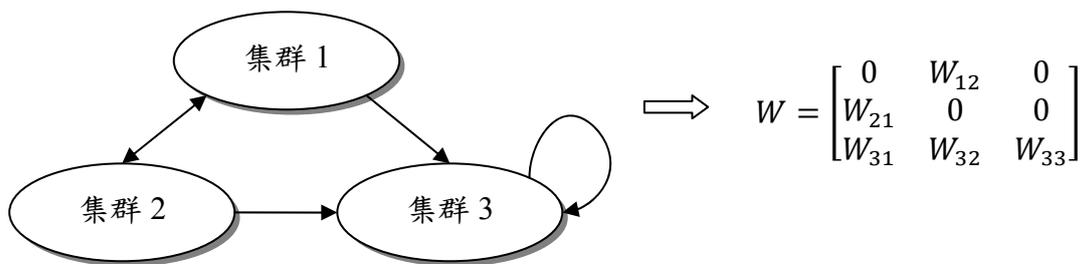


圖 3.8 ANP 演算法超級矩陣範例

3.4 Weighted FCM 演算法 (Weighted Fuzzy C-Means)

以 ANP 演算法獲取基金指標的權重之後，接下來將各基金進行利用 Weighted FCM 演算法對基金進行分群，FCM 演算法主要目的是利用模糊理論的方法來解決最佳分群的問題。每一筆資料可以依照其隸屬程度，分屬於一個以上的群聚。使用 FCM 演算法，資料點 x 將不再絕對地屬於任何群聚，而是以一個介於 0~1 之間的數字來表示 x 隸屬於某個群聚的程度。若一資料點之 A 分群隸屬函數值最大，則該資料點被歸類於 A 分群中，即不強迫將資料點屬於何群體作明確之區分（即機率只有 0 或 1 兩種）。

一般的 FCM 演算法在進行分群時未考慮各屬性之權重，假設各屬性之相對重要性均相等，本研究在此納入屬性權重之概念，即不同的屬性可能具有不同之權重，權重較大之屬性將對分群結果有較大影響力，在此權重來源為 ANP 法所得之主觀權重。

3.4.1 Weighted FCM 演算法流程

本研究之加權 FCM 演算法如下，基本演算法與 Dunn(1974)及 Bezaek(1981)之 FCM 演算法相同，但加入權重之概念，其流程如圖 3.9。

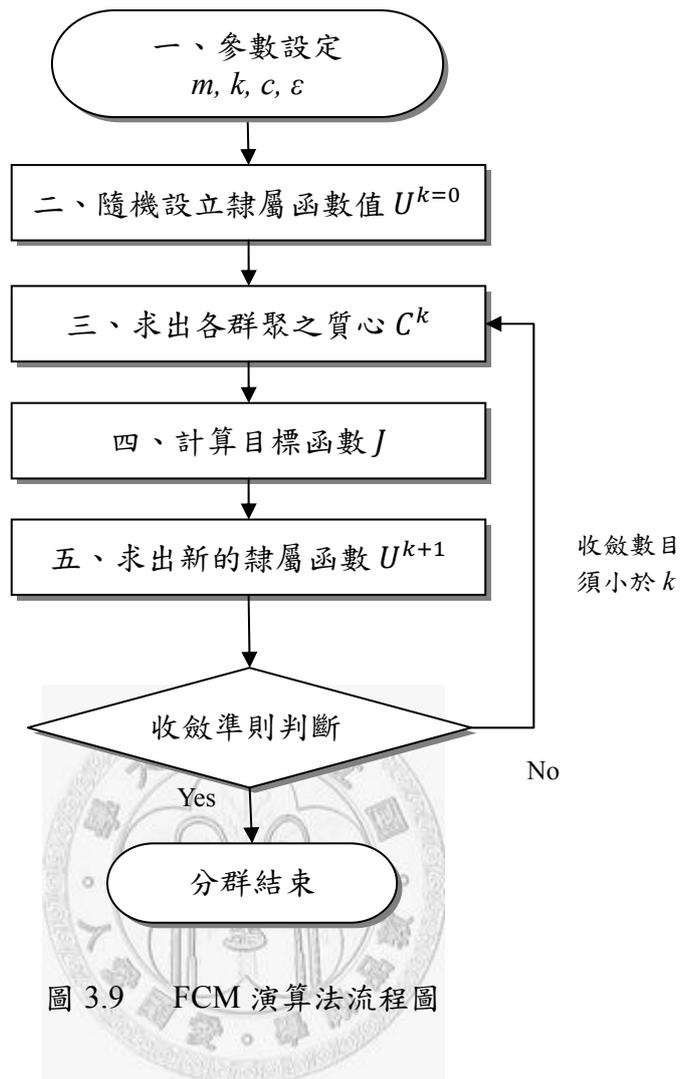


圖 3.9 FCM 演算法流程圖

1、設定四個參數 m, c, k, ε

m ：隸屬函數次方項，通常大於 1。

c ：預先決定之分群數 ($2 \leq c \leq N$)，其中 N 為最大可接受分群數目。

k ：最大允許收斂次數。

ε ：為 U^{k+1} 相對於 U^k 變動的部分，視為收斂評估變數

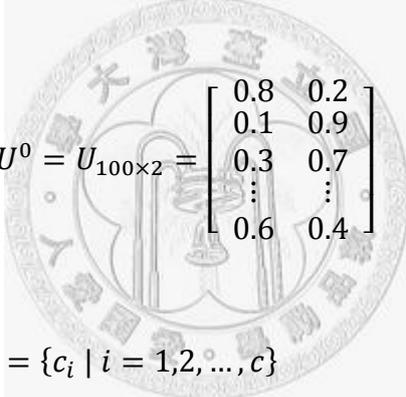
2、隨機設立隸屬函數值 $U^{k=0}$

資料中的各點位於各群之機率大小由隸屬函數 $U_{c \times n}$ (Membership function) 所決定 (Zadeh, 1965)，若現在決定之分群數為 $c (c_1, c_2, \dots, c_c)$ ，有 n 個資料點

(x_1, x_2, \dots, x_n) ，則隨機產生一 $U_{c \times n}$ 矩陣 (3.13)，其中 u_{ij} 表示每個資料點所隸屬於每個群聚的程度多寡：

$$U_{c \times n} = [u_{ij}], i = 1, 2, \dots, c, j = 1, 2, \dots, n \quad (3.13)$$

隸屬值 u_{ij} 代表資料點 x_j 隸屬於群聚中心點 c_i 之程度，隸屬值越高，代表此資料點隸屬於該群聚的程度越高，隸屬值最高所對應的群聚，即為資料點最後被分配到的群體。例如預定分群數 $c = 2$ ，共有 $n = 100$ 個樣本時，產生隨機隸屬矩陣 $U_{100 \times 2}$ ，如 (3.14) 所示，第一列資料代表第一個資料點在第一群的隸屬值為 0.8，在第二群的隸屬值為 0.2，因最大隸屬值為 0.8 對應到第一群，因此第一個資料點目前被歸類在第一群中。各資料點被歸類之群體會隨著隸屬函數的收斂而持續變動。



$$U^0 = U_{100 \times 2} = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.2 \\ 0.1 & 0.9 \\ 0.3 & 0.7 \\ \vdots & \vdots \\ 0.6 & 0.4 \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

3、求出各群聚之質心 $C^k = \{c_i | i = 1, 2, \dots, c\}$

決定隸屬函數之後，以公式 (3.15) 求出各群聚之質心 $C^k = \{c_i | i = 1, 2, \dots, c\}$ ，其中 m 為大於 1 的常數， x_j 為各資料點之值，將隸屬矩陣內 $U_{c \times n}$ 的歸屬函數值帶入即可計算出各群聚之質心。

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (3.15)$$

4、計算目標函數 $J(U, c_1, c_2, \dots, c_c)$ ：

決定各群聚之質心後，計算目標函數 $J(U, c_1, c_2, \dots, c_c)$ ，公式如 (3.16)，找出各資料點與每群質心距離，根據 Li et.al (2001) 提出之概念，本研究在此加入權重之概念進行運算，各屬性之權重 w_k 以對角矩陣 (Diagonal matrix) 之形式

(3.17) 加入原本的公式中，一般 FCM 之公式如 (3.18)，本研究所採用加入權重之公式如(3.19)，利用下列公式，得到加總後的目標函數，其中 $d_{ij} = x_j - c_i$ 為歐幾里得距離，求得的目標函數越小，代表資料點與每群質心距離越近，分群結果較好，因此 FCM 演算法的重複收斂過程中，最終會得到最小值的目標函數。

$$J(U, c_1, c_2, \dots, c_c) = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - c_i\|^2$$

$$\text{其中 } x'_k = w \cdot x_k, k = 1, 2, \dots, n \quad (3.16)$$

$$w = \begin{bmatrix} w_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & w_p \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

$$\text{一般 FCM 公式: } \|x_j - c_i\|^2 = (x_j - c_i)^T (x_j - c_i), \forall j, i \quad (3.18)$$

$$\text{加權 FCM 公式: } \|x_j - c_i\|^2 = (x_j - c_i)^T W (x_j - c_i), \forall j, i \quad (3.19)$$

5、求出新的隸屬函數 U^{k+1} ：

將 $C^k = \{c_i | i = 1, 2, \dots, c\}$ 代入公式 (3.20)，求出新的隸屬函數 U^{k+1} ，因此隸屬函數是會一直變動的，直到收斂最佳隸屬值為止。

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_j - c_i\|}{\|x_j - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (3.20)$$

6、收斂準則判斷：

收斂準則判斷公式如 (3.21)，若大於容許值 ε ，在不超過最大允許收斂次數 k 下，則回到步驟三驟繼續執行運算，若符合收斂準則，可視為已收斂，結束 FCM 分群程序。

$$\|U^{k+1} - U^k\| < \varepsilon \quad (3.21)$$

3.5 分群指標判定

樣本的分群方法要盡可能使群內樣本的相互距離愈近、群間樣本的相互距離愈遠為佳，而在分群分析裡有許多衡量群內及群間差異程度的判斷準則，本研究採用 Fukuyama & Sugeno (1989) 所發展之 Fukuyama-Sugeno Index (FS-Index) 作為分群數之判定標準，當 FS-Index 越小時，表示該分群數目越佳，本研究將以不同分群數進行分群，找出最小之 FS-Index 作為分群之基準，FS-Index 之定義如公式 (3.22)：

$$V_{fs}(U, v_1, \dots, v_c; X) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^2 (\|X_j - v_i\|^2 - \|v_i - \bar{v}\|^2) \quad (3.22)$$

本研究進行 Weighted FCM 分群時，經運算可得到在指定 c 個分群數下所對應的 FS-Index，為判斷最佳分群數 c 數值為何，需將 c 設定為 $2 \sim N$ (最大可接受分群數目) 等不同數值，並找出每個分群數 c 下，對應的目標值與 FS-Index (表 3.10)，其中最小的 FS-Index 所對應的分群數，即為該一次迴圈下最佳分群數目建議。

表 3.10 FCM 演算法目標值與 FS-Index 關係

分群數 C 數值	2	3	4	...	N (最大可接受分群數目)
目標值 $J(U, c_i)$	$J(U, c_2)$	$J(U, c_3)$	$J(U, c_4)$...	$J(U, c_N)$
FS-Index	$V_{FS}(U, C_2)$	$V_{FS}(U, C_3)$	$V_{FS}(U, C_4)$...	$V_{FS}(U, C_N)$

為使最佳分群數更為穩健與可靠，本研究將對不同分群 c ($2 \sim N$) 進行重覆 30 次迴圈，因此可以得到每次迴圈下，每個分群數 c 對應的目標值與 FS-Index，統計 30 次重覆分群所得到的最佳分群數目建議，將 30 次分群結果畫成直方圖與折線圖，則可發現直方圖眾數所在與折線圖最低點出現次數所在即為最佳分群數目建議。

經最佳分群效度判定確定最佳分群數後，找出該分群數下所產生的最終隸屬函數，由 u_{ij} 判斷各資料點 x_{ij} 隸屬於不同分群 c_i 之程度，找出最大 u_{ij} ，將此資料點歸類於該分群中，如 (3.23) 所示，第一個資料點，在群 1 隸屬程度較高 ($0.8 > 0.2$)，因此將第一個資料點歸類為群 1，其他資料點依此類推，將同一群資料點的資料進行敘述統計，即可得知該分群之特徵。

$$U = U_{100 \times 2} = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.2 \\ 0.1 & 0.9 \\ 0.3 & 0.7 \\ \vdots & \vdots \\ 0.6 & 0.4 \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

3.6 TOPSIS 演算法(Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution)

本研究以多屬性決策方法決定基金排名，依照不同類型投資人對於報酬及風險的偏好賦予權重，可得到不同的基金排名。本研究所採用之多屬性決策方法為 TOPSIS 演算法，其基本觀念為「距離正理想解 (Ideal solution) 最近且距離負理想解 (Negative-ideal solution) 最遠」，對於各替代方案進行評估，提供決策者選擇依據。所謂正理想解是各替代方案中效益面屬性評估值最大者、成本面屬性評估值最小者，而負理想解則為各替代方案中效益面屬性評估值最小者、成本面屬性評估值最大者。在評選替代方案時，採用距離之觀念，計算各方案的理想解相對接近值，來對於各方案進行評分排序。

3.6.1 TOPSIS 演算法流程

TOPSIS 演算法之架構及操作過程如下，流程如圖 3.10。

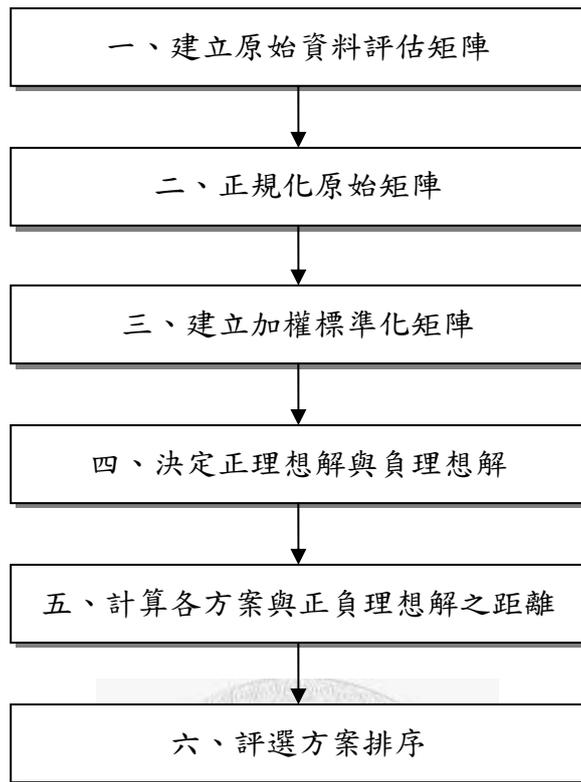


圖 3.10 TOPSIS 演算法流程

1、建立原始資料評估矩陣 D

在原始資料中有 m 個評選方案， n 個評選準則， d_{ij} 表示第 i 方案在 j 準則下之評估值，可建立原始資料評估矩陣 D 如 (3.24)：

$$D = [d_{ij}]_{m \times n} = \begin{matrix} & C_1 & C_2 & \dots & C_n \\ \begin{matrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_m \end{matrix} & \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \dots & d_{1n} \\ d_{21} & d_{22} & \dots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{m1} & d_{m2} & \dots & d_{mn} \end{bmatrix} & , \end{matrix}$$

$$\text{其中 } i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n \quad (3.24)$$

2、正規化原始矩陣 R

因不同評估屬性的單位尺度不同，透過正規化的程序使各評估屬性轉換成無維度單位之正規化矩陣，正規化公式如 (3.25)，其中 d_{ij} 為原始資料評估矩陣中

第 i 方案在 j 準則下之評估值， r_{ij} 則是經過正規化後之評估值，可正規化原始矩陣 R 如 (3.26)。

$$r_{ij} = \frac{d_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m d_{ij}^2}} \quad (3.25)$$

$$R = [r_{ij}]_{m \times n} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \dots & r_{mn} \end{bmatrix},$$

$$\text{其中 } i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n \quad (3.26)$$

3、建立加權標準化矩陣 V

假設每項評估屬性之權重分別為 $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ ，且 $\sum w_j = 1$ ，將正規化矩陣 R 各評估屬性乘上權重，可得到加權標準化矩陣 V ，公式如 (3.27)：

$$v_{ij} = w_j \times r_{ij}, i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n \quad (3.27)$$

4、決定正理想解 A^+ 及負理想解 A^-

在 n 個評估屬性及 m 個評估方案下，為評比各方案之優先次序，必須找出正理想解 (Ideal solution) 及負理想解 (Negative-ideal Solution)，作為排序之依據。正理想解為效益面屬性評估值最大者、成本面屬性評估值最小者，負理想解則為各替代方案中效益面屬性評估值最小者、成本面屬性評估值最大者。可利用公式 (3.28) 求得正理想解 A^+ 及負理想解 A^- 。

$$\begin{aligned} A^+ &= \{(max_i v_{ij} | j \in J), (min_i v_{ij} | j \in J), i = 1, 2, \dots, m\} \\ &= (v_1^+, v_2^+, \dots, v_j^+, \dots, v_n^+) \\ A^- &= \{(min_i v_{ij} | j \in J), (max_i v_{ij} | j \in J), i = 1, 2, \dots, m\} \\ &= (v_1^-, v_2^-, \dots, v_j^-, \dots, v_n^-) \end{aligned} \quad (3.28)$$

5、計算各方案與正負理想解之距離

得到正理想解與負理想解之後，計算各方案與正理想解之距離 S_i^+ 及各方案與負理想解之距離 S_i^- ，而距離的計算方式是採 n 維的歐幾里得距離 (Euclidean distance) 來計算，公式如 (3.29) 及 (3.30)：

$$S_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^+)^2}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3.29)$$

$$S_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^-)^2}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3.30)$$

6、評選方案排序

計算各評選方案對正理想解之相對近似程度，並對各方案進行排序，以 C_i^* 表示方案 A_i 距離正理想解 A^+ 相對近似程度，以公式(3.31)表示，評選方案之 C_i^* 值越接近 1，代表方案 i 越接近正理想解同時越遠離負理想解，其值越大者，方案的偏好程度越高。

$$C_i^* = \frac{S_i^-}{S_i^+ + S_i^-}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3.31)$$



第四章 實證研究

4.1 基金樣本資料描述

本研究採用基金兩年期之資料，選取時間為 2006 年 4 月至 2008 年 3 月，而選取的基金樣本以台灣地區所發行之基金，包含股票型、債股平衡型、債券型、組合型、保本型及資產證券化型等，成立期間滿二年之基金，共 399 支，資料來源為中華民國證券投資信託暨顧問商業同會委託台灣大學財務金融系之邱顯比及李存修教授建立之基金資料。在報酬方面選定之指標為報酬率 (*Return*) 及超額報酬率 (*Jensen's α*)，風險面選定之指標為標準差 (σ) 及 Beta 係數 (β) 四項，399 支基金之基本敘述統計如表 4.1。

表 4.1 399 支基金樣本基本敘述統計

統計量	<i>Return</i>	σ	β	α
Average	10.569	16.898	0.634	-0.213
Sigma	15.759	10.860	0.481	0.549
Max	109.270	38.610	1.522	2.258
Min	-27.030	0.025	-0.087	-2.055
Range	136.300	38.585	1.609	4.312

1、報酬率 *Return*

基金標的在二年期間內之淨值累計報酬率，計算公式如 (4.1)，399 支基金之報酬率 *Return* 直方圖如圖 4.1。

$$R_{i,T-1} = \sqrt[T-1]{(1 + R_{i,t}) \times (1 + R_{i,t+1}) \times \cdots \times (1 + R_{i,T})} - 1 \quad (4.1)$$

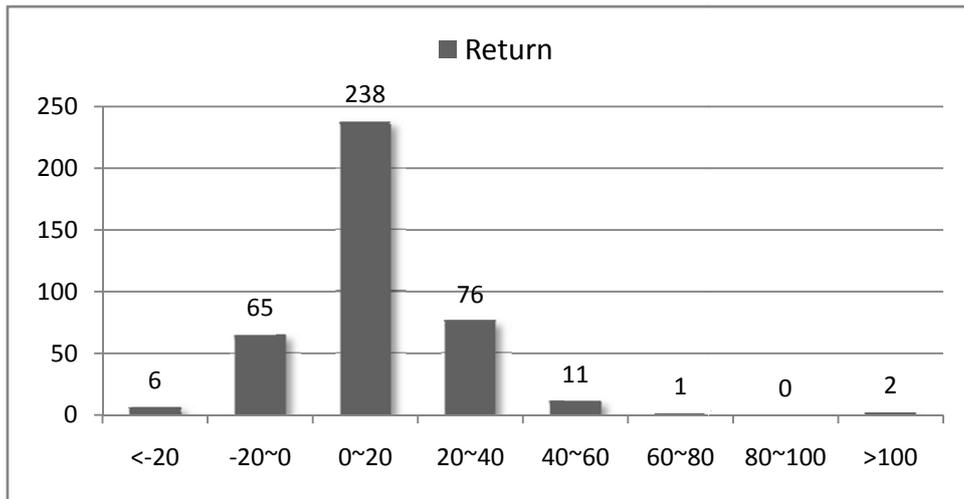


圖 4.1 399 支基金樣本之報酬率直方圖

2、標準差 σ

基金標的報酬率之波動程度，計算公式如 (4.2)，399 支基金之標準差 σ 直方圖如圖 4.2。

$$\sigma_{\text{月}} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (R_{i,t} - \bar{R})^2}{n-1}} \quad \sigma_i = \sigma_{\text{月}} \times \sqrt{24} \quad (4.2)$$

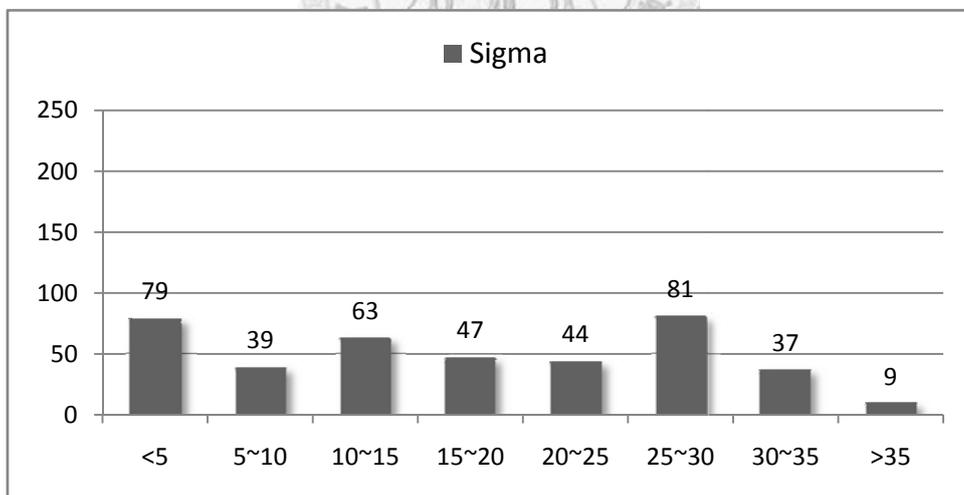


圖 4.2 399 支基金樣本之標準差直方圖

3、市場風險 β

基金標的之市場風險（系統性風險），計算公式如 (4.3)，399 支基金之市場風險 β 直方圖如圖 4.3。

$$R_{i,t} - R_{f,t} = \alpha_i + \beta_i(R_{m,t} - R_{f,t}) + \varepsilon_{i,t} \quad (4.3)$$

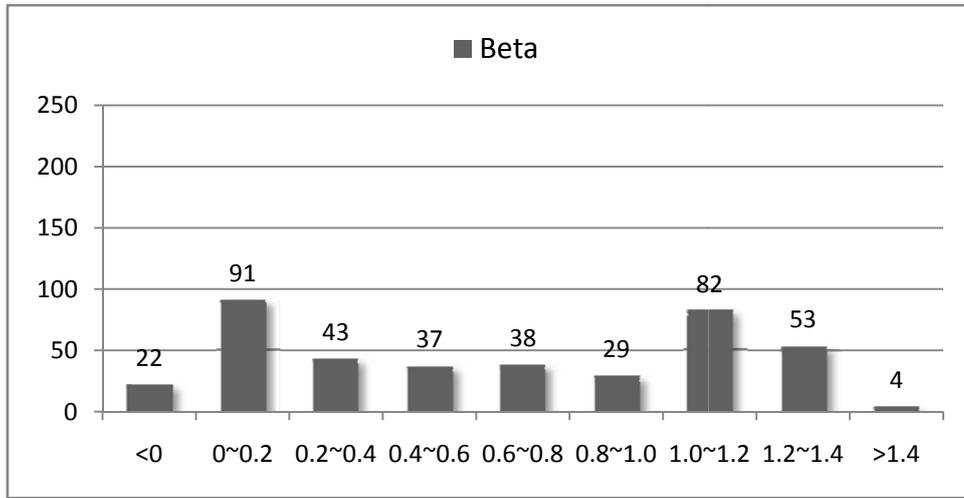


圖 4.3 399 支基金樣本之市場風險直方圖

4、超額報酬 α

基金標的經風險調整後之超額報酬率，計算公式如 (4.4)，399 支基金之超額報酬 α 直方圖如圖 4.4。

$$\bar{R}_i - \bar{R}_f = \bar{\alpha}_i + \beta_i(\bar{R}_M - \bar{R}_f) \quad (4.4)$$

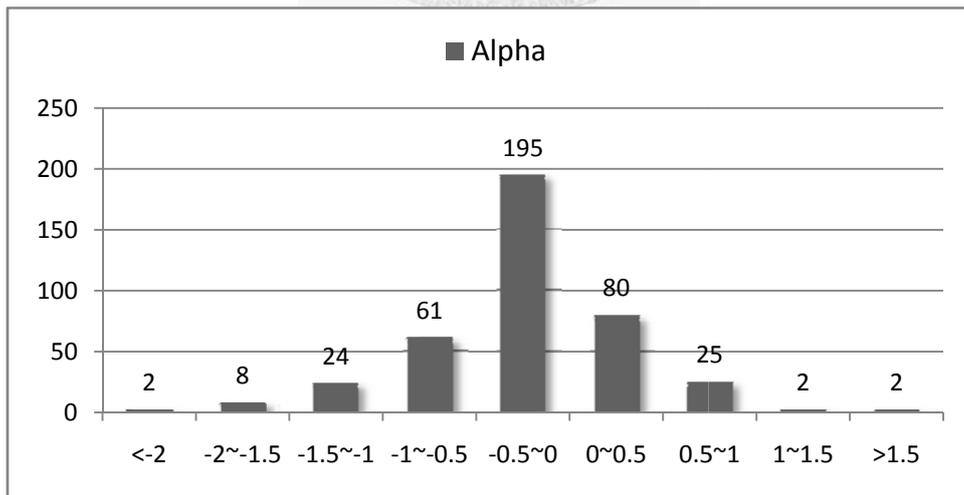


圖 4.4 399 支基金樣本之超額報酬直方圖

4.2 決定指標相互影響關係—DEMATEL 演算法

本研究所選定之四項基金指標為報酬面指標：報酬率 (*Return*) 及超額報酬率 (*Jensen's α*)，風險面指標：標準差 (σ) 及 Beta 係數 (β) 等四項，本節之目標為探討四項基金指標之相互影響關係，以供後續 ANP 演算法之架構使用，透過專家問卷及 DEMATEL 演算法，可決定四項指標之相互影響關係，流程及結果如下所述：

1、定義元素並計算各元素兩兩影響之分數

根據選定之四項基金指標設計問卷〔附錄 1〕，問卷發放對象為基金投資相關專家，本研究所邀請之專家任職企業包括證券公司、投顧投信公司、基金公司及銀行等，職位以經理、協理級以上為主，共十三人，均擁有多多年基金投資經驗。為確保資料之正確性，問卷首先說明各指標之定義，以利填答者瞭解本研究之目的，問卷內容以各指標兩兩比較的方式進行，請填答者就認為的相互影響程度上進行勾選。

2、產生直接關係矩陣 D 及標準化直接關係矩陣 Z

將多位專家就各指標之相互影響關係進行平均，可得對角線為 0 之 4×4 直接關係矩陣 D ，結果如表 4.2：

表 4.2 DEMATEL 演算法之直接關係矩陣 D

	<i>Return</i>	σ	β	α
<i>Return</i>	0	2.182	1.909	2.455
σ	2.636	0	2.364	2.636
β	3.182	2.818	0	2.545
α	2.000	1.909	1.545	0

令 $\lambda = \text{Min} \left[\frac{1}{\text{Max}_{1 \leq i \leq n} (\sum_{j=1}^n |d_{ij}|)}, \frac{1}{\text{Max}_{1 \leq i \leq n} (\sum_{i=1}^n |d_{ij}|)} \right] = 0.117$ ，將矩陣 D 乘以 λ ，

即 $Z = \lambda \times D$ ，可得標準化直接關係矩陣 Z ，結果如表 4.3：

表 4.3 DEMATEL 演算法之標準化直接關係矩陣 Z

	<i>Return</i>	σ	β	α
<i>Return</i>	0	0.255	0.223	0.287
σ	0.309	0	0.277	0.309
β	0.372	0.330	0	0.298
α	0.234	0.223	0.181	0

3、計算直接/間接關係矩陣 S

利用公式 (4.5) 計算出直接/間接關係矩陣 S ，結果如表 4.4：

$$S = \lim_{k \rightarrow \infty} (Z + Z^2 + \dots + Z^k) = Z \cdot (I - Z)^{-1} \quad (4.5)$$

表 4.4 DEMATEL 演算法之直接/間接關係矩陣 S

	<i>Return</i>	σ	β	α
<i>Return</i>	0.962	1.077	0.949	1.179
σ	1.328	0.992	1.086	1.320
β	1.473	1.338	0.956	1.418
α	1.022	0.939	0.819	0.827

4、繪製因果圖

根據直接/間接關係矩陣 S ，利用公式 (4.6) 及 (4.7)，計算列總和與行總和 D_i 及 R_j ，可得到結果如表 4.5，根據此結果繪製因果圖 (圖 4.5)。

$$D_i = \sum_{j=1}^n s_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4.6)$$

$$R_j = \sum_{i=1}^n s_{ij}, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (4.7)$$

表 4.5 DEMATEL 演算法之總關係矩陣

	<i>Return</i>	σ	β	α	<i>D</i>	<i>D + R</i>	<i>D - R</i>
<i>Return</i>	0.962	1.077	0.949	1.179	4.167	8.951	-0.618
σ	1.328	0.992	1.086	1.320	4.726	9.072	0.380
β	1.473	1.338	0.956	1.418	5.184	8.994	1.375
α	1.022	0.939	0.819	0.827	3.607	8.350	-1.137
<i>R</i>	4.784	4.346	3.810	4.744			

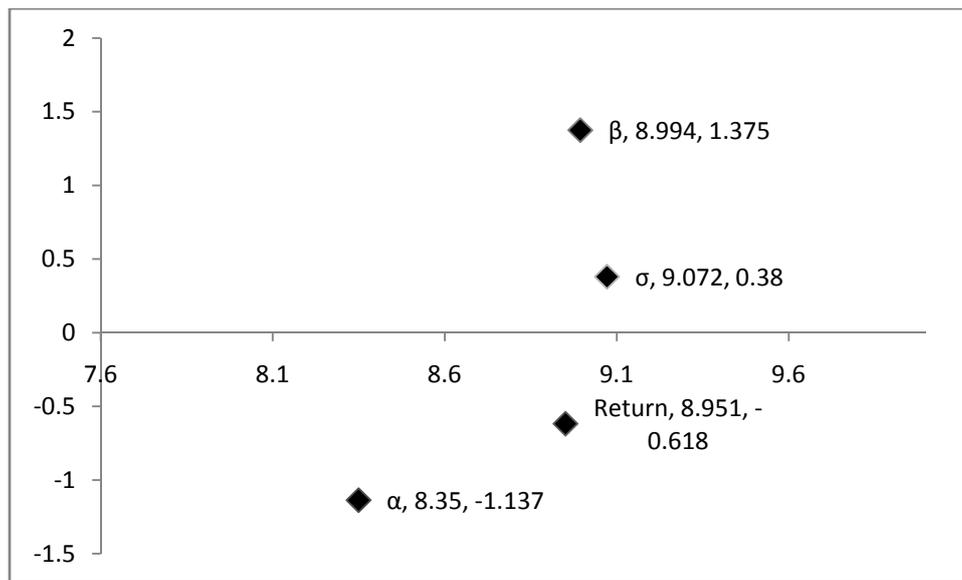


圖 4.5 四項基金指標之因果關係圖

5、設定門檻值 P 及確立元素因果結構

S 矩陣中的 s_{ij} 表示元素 i 影響元素 j 的強度，為減少因果結構之複雜程度及確立元素間的因果結構，本研究採用 Tsai & Chou (2007) 設定之篩選條件，設立門檻值 $P = 1.000$ ，唯有在 S 矩陣中超過門檻值 P 的元素影響關係 (s_{ij}) 可被確認為具有相當之影響力，根據結果繪製四項基金指標之影響結果如圖 4.6：

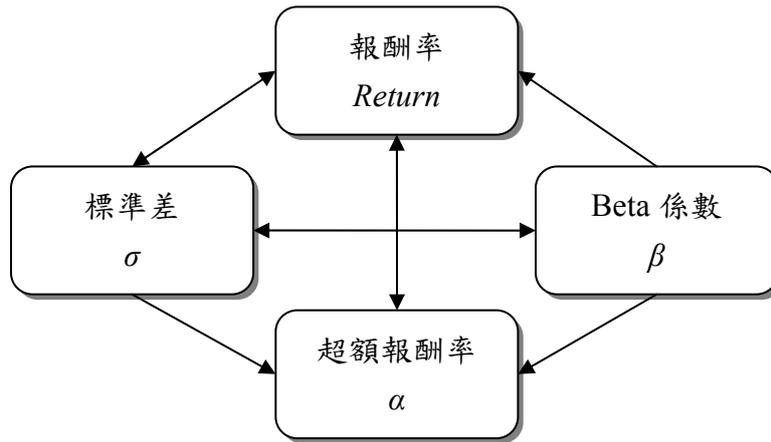


圖 4.6 四項基金指標影響關係圖

4.3 決定指標相對權重—ANP 演算法

本節之目標為獲得四項基金指標之相對權重，以供後續 Weighted FCM 演算法進行分群及 TOPSIS 演算法進行基金排名，透過專家問卷及 ANP 演算法，可決定四項指標之相對權重，而四項指標之相對影響關係已自上述的 DEMATEL 演算法得到，ANP 演算法後續流程如下所述：

1、ANP 問卷設計與填寫

依 DEMATEL 法建立之網路架構設計 ANP 問卷〔附錄 2〕，問卷發放之對象為基金投資專家。問卷首先詳細說明本研究之目標及準則，以利填答者瞭解本研究之目的，填答者必須針對考慮目標下準則之相對重要性及考慮某準則下其餘準則之相對重要性進行相互比較。

2、考慮目標下各指標間之成對比較

將回收之 ANP 問卷轉換為矩陣，以成對比較矩陣(Pairwise comparison matrix)的形式表示，分別進行考慮目標下各指標間之成對比較及各指標間相互影響關係之成對比較，其中 a_{ij} 表示指標 i 對指標 j 之相對重要性，成對比較矩陣如表 4.6

所示，同時以公式 (4.8)、(4.9) 及 (4.10) 計算出各比較表之 λ_{max} 、指標相對權重、 CI 、 CR 值。首先進行各指標之成對比較，以求出各指標對於目標之相對影響權重，而矩陣對線值均為 1，表示同一指標自我比較之重要性相同，計算過程如下：

$$AW_{ij} = \lambda_{ma}W_{ij} \Rightarrow \lambda_{max} = 4.235 \quad (4.8)$$

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} = \frac{4.235 - 4}{3} = 0.078 \quad (4.9)$$

$$CR = \frac{CI}{RI} = \frac{0.078}{0.89} = 0.088 \quad (4.10)$$

表 4.6 ANP 演算法考慮目標下各指標間之成對比較

	<i>Return</i>	σ	β	α	λ_{max}	權重	<i>CI</i>	<i>CR</i>
<i>Return</i>	1	3.529	1.453	0.361	4.235	0.272	0.078	0.088
σ	0.283	1	0.860	0.485		0.134		
β	0.688	2.767	1	0.561		0.178		
α	1.162	2.064	1.781	1		0.416		

3、各指標間相互影響關係之成對比較

進行各指標相互影響關係之成對比較，以求出在考慮某指標下，其餘有影響關係之相對影響權重，而矩陣對角線值均為 1，表示同一指標自我比較之重要性相同，計算結果如表 4.7 至表 4.9，而超額報酬率 α 因只影響報酬率 *Return*，故 *Return* 之權重值為 1：

表 4.7 ANP 演算法考慮 *Return* 下各指標相互比較

	σ	α	λ_{max}	權重	<i>CI</i>	<i>CR</i>
σ	1	0.715	2.000	0.417	0.000	N/A
α	1.398	1		0.583		

表 4.8 ANP 演算法考慮 σ 下各指標相互比較

	<i>Return</i>	β	α	λ_{max}	權重	<i>CI</i>	<i>CR</i>
<i>Return</i>	1	0.491	0.497	3.008	0.197	0.004	0.007
β	2.037	1	1.318		0.439		
α	2.011	0.759	1		0.364		

表 4.9 ANP 演算法考慮 β 下各指標相互比較

	<i>Return</i>	σ	α	λ_{max}	權重	<i>CI</i>	<i>CR</i>
<i>Return</i>	1	0.854	1.516	3.000	0.353	0.000	0.000
σ	1.171	1	1.780		0.414		
α	0.660	0.562	1		0.233		

4、超級矩陣運算

以上目標與準則、準則與準則間之權重均通過一致性檢定，可將各指標之特徵向量整合於一超級矩陣，依照其本研究之影響關係結構，只有目標與準則兩項，此超級矩陣之形式如圖 4.7 所示，決定超級矩陣形式後，將各權重帶入矩陣中，此時矩陣為原始超級矩陣，如表 4.10，接著將此矩陣多次相乘之後可得到一個固定的收斂矩陣，如表 4.11，即可得到經由 ANP 演算法運算之後各基金指標之權重值，從表中可知在基金投資專家的認知中，四項基金指標之權重值

($w_R, w_\sigma, w_\beta, w_\alpha$) 分別為 (0.392, 0.200, 0.088, 0.321)。

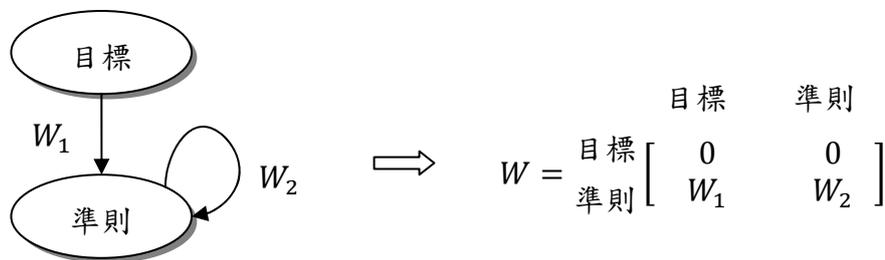


圖 4.7 本研究基金指標超矩陣形式

表 4.10 ANP 演算法之原始超級矩陣

	<i>Goal</i>	<i>Return</i>	σ	β	α
<i>Goal</i>	0	0	0	0	0
<i>Return</i>	0.272	0	0.197	0.353	1.000
σ	0.134	0.417	0	0.414	0
β	0.178	0	0.439	0	0
α	0.416	0.583	0.364	0.233	0

表 4.11 ANP 演算法之收斂超級矩陣

	<i>Goal</i>	<i>Return</i>	σ	β	α
<i>Goal</i>	0	0	0	0	0
<i>Return</i>	0.392	0.392	0.392	0.392	0.392
σ	0.200	0.200	0.200	0.200	0.200
β	0.088	0.088	0.088	0.088	0.088
α	0.321	0.321	0.321	0.321	0.321

4.4 基金分群分析—Weighted FCM 演算法

在初步瞭解基金四個指標之特性後，實際操作本研究之 Weighted FCM 分群模型，流程圖說明如圖 4.8，首先將 399 支基金的各個指標值進行資料處理，剔除離群值及將各指標值進行正規化，以確保資料不會受到離群值與不同指標值單位大小之影響，接下來進入 Weighted FCM 分群演算法部分，將上述利用 DEMATEL 及 ANP 演算法所得出的基金投資專家建議之各指標權重值帶入 FCM 分群演算法中，期望以專家之意見得出更佳的市場上基金分群結果。分群流程如下：求出在不同分群數下的最佳隸屬函數、各群質心及最佳目標式，進一步設定不同的分群數作分群測量性指標判定，以找出最佳分群數，最後將歸納基金分類群體，描述不同分群基金之特性，建立基金分類規則，提供投資人選擇基金之建議。

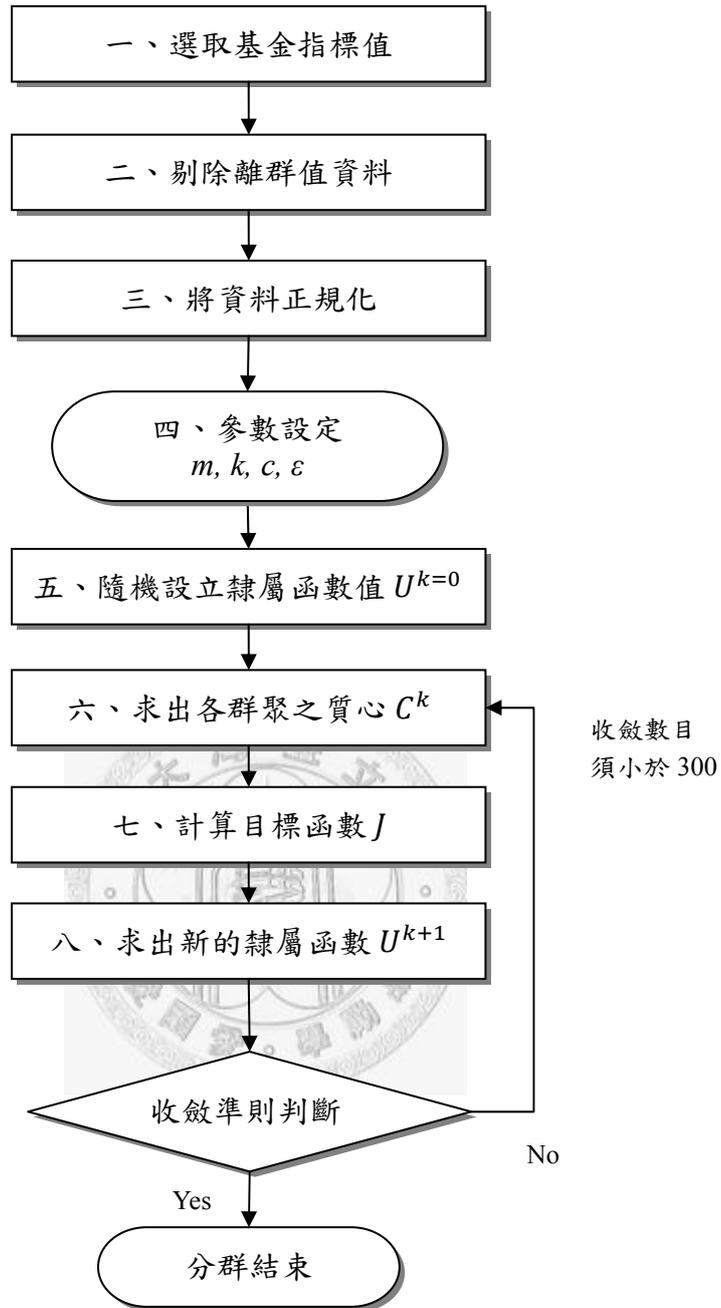


圖 4.8 本研究 Weighted FCM 分群模型

4.4.1 剔除離群值

因為 FCM 演算法採取距離之概念進行分群，故容易受到極大或極小之離群值之影響，若不剔除將造成分群效度下降。因此本研究在此設定篩選條件為任一基金指標值落於全體基金平均之三倍標準差外之基金即視為離群值，在原始資料的 399 支基金中，共有 5 支基金被刪除，總基金支數由減少至 394 支，各基金指

標值之敘述統計量及三倍標準差值如表 4.12，而遭剔除之基金資料如表 4.13。

表 4.12 399 支基金樣本基本敘述統計表

統計量	<i>Return</i>	σ	β	α
平均	10.569	16.898	0.634	-0.213
標準差	15.759	10.860	0.481	0.549
最大值	109.270	38.610	1.522	2.258
最小值	-27.030	0.025	-0.087	-2.055
差值	136.300	38.585	1.609	4.312
三倍標準差正	57.847	49.479	2.077	1.433
三倍標準差負	-36.708	-15.682	-0.808	-1.859

表 4.13 遭剔除之基金樣本資料

編號	基金名稱	<i>Return</i>	σ	β	α
7	大華大華	109.270	19.770	0.793	2.258
8	大華中小	103.940	20.390	0.773	2.177
28	台新台新	-21.750	30.280	1.104	-2.002
36	玉山登峰	-20.170	31.970	1.261	-2.055
45	安泰 ING 台灣高股息	61.850	17.690	0.733	1.199

將剔除離群值後的 394 支基金指標值敘述統計量整理如表 4.14。

表 4.14 剔除離群值後 394 支基金樣本基本敘述統計

統計量	<i>Return</i>	σ	β	α
平均	10.112	16.808	0.631	-0.220
標準差	13.877	10.879	0.482	0.503
最大值	54.510	38.610	1.522	1.027
最小值	-27.030	0.025	-0.087	-1.787
差值	81.540	38.585	1.609	2.814

4.4.2 資料正規化

在進行 FCM 分群演算法時，若有一變數的數值為其他變數的倍數，則分群結果會被單位較大的變數所主導，由於基金指標的衡量單位與變動幅度不全然相

同，因此在分群的結果極有可能受某個維度左右而失去分群的意義，因此在將分析資料引入 FCM 演算法之前，需將資料作正規化（Normalization）處理，一來可將資料的邊界限制住，另一方面，也可增進分群的效果。

Weiss & Indurkhay（1998）指出採用距離概念的分群方式，容易受到資料變動幅度的影響，故使用廣義 K 平均法之前，通常建議正規化輸入值。因 FCM 分群法的分群結果也受距離概念的影響，為避免此情況發生，本研究在分群前先將基金的四個指標值進行 Weiss 正規化，建議資料處理的正規化公式如（4.11）。

$$\text{正規化值} = \frac{(0.9 - 0.1)(\text{原始資料值} - \text{Min})}{\text{Max} - \text{Min}} \quad (4.11)$$

4.4.3 Weighted FCM 演算法

1、參數設定

將基金指標值正規化之後，進行 Weighted FCM 演算法運算，首先設定四個參數 m, c, k, ε ，分別說明如下：

m ：隸屬函數次方項，採用最常見之設定 2。

c ：預先決定之分群數（ $2 \leq c \leq N$ ），其中 N 為最大可接受分群數目，設定為 10。

k ：最大允許收斂次數，設為 300 次。

ε ：為 U^{k+1} 相對於 U^k 變動的部分，視為收斂評估變數，設為 0.00001。

2、隨機設立隸屬函數值 $U^{k=0}$

以下運算以分群數 $c=2$ 為例，共有 394 支基金，首先產生一隨機隸屬矩陣 $U^0 = U_{394 \times 2}$ ，範例如（4.12），最大隸屬值為 0.8 對應到第一群，因此第一個資料點目前被歸類在第一群中。

$$U^0 = U_{394 \times 2} = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.2 \\ 0.1 & 0.9 \\ 0.3 & 0.7 \\ \vdots & \vdots \\ 0.6 & 0.4 \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

3、求出各群聚之質心 C^k

將 394 筆基金資料 x_j 與 $U_{394 \times 2}$ 之歸屬函數值 u_{ij} 代入公式 (4.13)，求出兩分群之質心：

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^{394} u_{ij}^2 x_j}{\sum_{j=1}^{394} u_{ij}^2}, i = 1, 2 \quad (4.13)$$

4、計算目標函數 J

得到兩分群之質心後，將質心 C_1 、 C_2 代入下列目標函數 J 中 (4.13)，藉由各資料點到群聚中心之加權歐幾里得距離乘上隸屬矩陣的平方，可得到第一次收斂的目標函數值，其中權重值來自於 ANP 演算法，四項基金指標之權重值 $(w_R, w_\sigma, w_\beta, w_\alpha)$ 分別為 $(0.392, 0.200, 0.088, 0.321)$ ，可得 W 矩陣如 (4.14) 所示：

$$J(U, c_1, c_2, \dots, c_c) = \sum_{i=1}^2 J_i = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^{394} u_{ij}^m \|x_j - c_i\|^2$$

$$\text{其中 } \|x_j - c_i\|^2 = (x_j - c_i)^T W (x_j - c_i), \forall j, i \quad (4.13)$$

$$w = \begin{bmatrix} 0.392 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.200 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.088 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.321 \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

5、求出新的隸屬函數 U^{k+1}

將上述所得出之兩分群質心 C_1 、 C_2 代入公式(4.15)求出新的隸屬函數 U^1 ，即完成一次 FCM 運算過程。

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^2 \left(\frac{\|x_j - c_i\|}{\|x_j - c_k\|} \right)^{\frac{2}{2-1}}} \quad (4.15)$$

得出新的隸屬函數 U^1 後，自第 5 步驟開始重覆，計算新隸屬函數之質心、目標函數，又可得到新的隸屬函數 U^2 ，當未符合收斂評估準則： $\|U^{k+1} - U^k\| < 0.00001$ 且在不超過最大允許收斂次數 300 次下，即繼續進行運算，若符合收斂評估準則或到達最大允許收斂次數，則結束所有 FCM 分群程序。

4.4.4 找出最佳分群數

上一節的 Weighted FCM 演算法可以運算出預先設定之分群數 C 下的分群結果，為進一步判斷最佳分群數為何，本研究採用 Fukuyama-Sugeno Index (FS-Index)，公式如 (4.16)，作為分群數之判定標準，首先將 C 設定為 $2 \sim N$ (最大分群可接受數)，其中 $N=10$ ，計算出不同分群數下對應的 FS-Index，比較不同分群數之 FS-Index，最小的 FS-Index 對應之分數群即為最佳分群數目建議，結果如表 4.15。

$$V_{fs}(U, v_1, \dots, v_c; X) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^2 (\|X_j - v_i\|^2 - \|v_i - \bar{v}\|^2) \quad (4.16)$$

為使最佳分群數更為穩健與可靠，本研究將對不同分群 c ($2 \sim 10$) 進行重覆 30 次迴圈，因此可以得到每次迴圈下，每個分群數 c 對應的 FS-Index，統計 30 次重覆分群所得到的最佳分群數目建議，將 30 次分群結果畫成折線圖 (圖 4.9) 與直方圖 (圖 4.10)，則可發現直方圖眾數所在與折線圖最低點出現最多次之最佳分群數為九群，其中觀察折線圖，可發現在四群時出現轉折現象，代表分成四群以上時，FS-Index 值變化量逐漸降，代表分類成四群以上時，可能各群數間並無太大差異，但為忠實反映最佳分群數，因此仍以九群作為最佳分群數。

表 4.15 不同分群數 FS-Index 之值

分群數 C	2	3	4	5	6
FS-Index	-21.53825	-21.53825	-27.83284	-27.91754	-28.36464
分群數 C	7	8	9	10	
FS-Index	-27.60591	-28.51101	-29.33032	-28.62321	

由直方圖與折線圖可發現在給定 $c=2\sim 10$ 時，每個分群數重覆 30 次，最低的 FS-Index 落在分群數 $c=9$ ，且分群數 $c=9$ 也是直方圖之眾數。

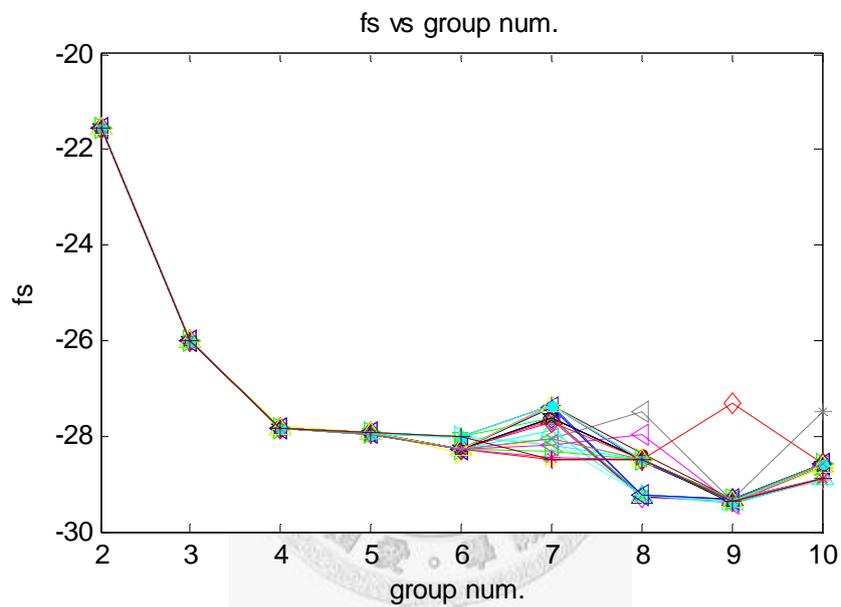


圖 4.9 30 次分群結果折線圖

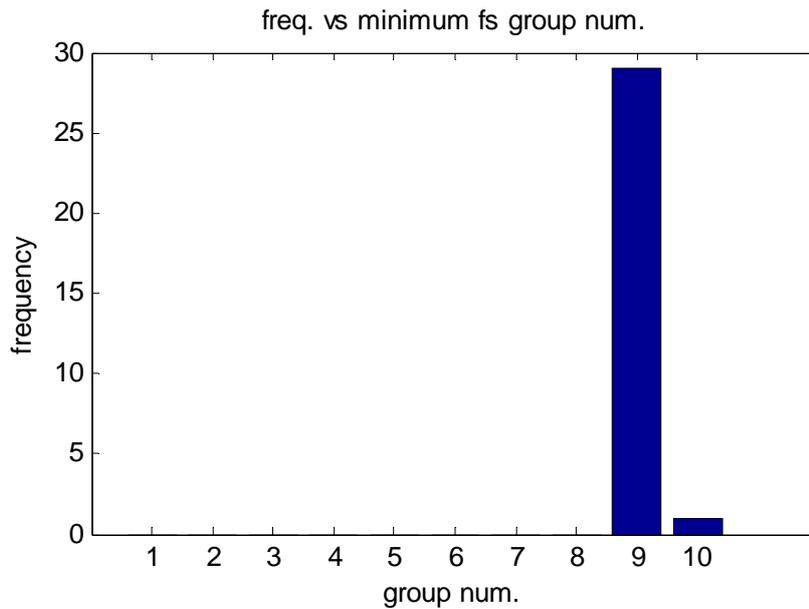


圖 4.10 30 次分群結果直方圖

4.4.5 歸納基金隸屬群體

確認最佳分群數 $c=9$ 後，可得到各基金之散佈圖（圖 4.11），在此取三個維度進行描繪，同時將各基金依各分群隸屬程度高低進行歸納，再將同群基金資料集合進行敘述統計，即可得知每群基金之特徵。將各群基金之報酬率(*Return*)、超額報酬率 (*Jensen's α*)、標準差 (σ) 及 Beta 係數 (β) 作敘述統計分析，選出平均值 (Avg.)、變異數 (Stv.)、最大值 (Max)、最小值 (Min)、全距 (Range) 等統計指標作為每一分群的判讀結果，如表 4.16 所示：

fs index: cluster num.=9 fs=-2.935602e+001

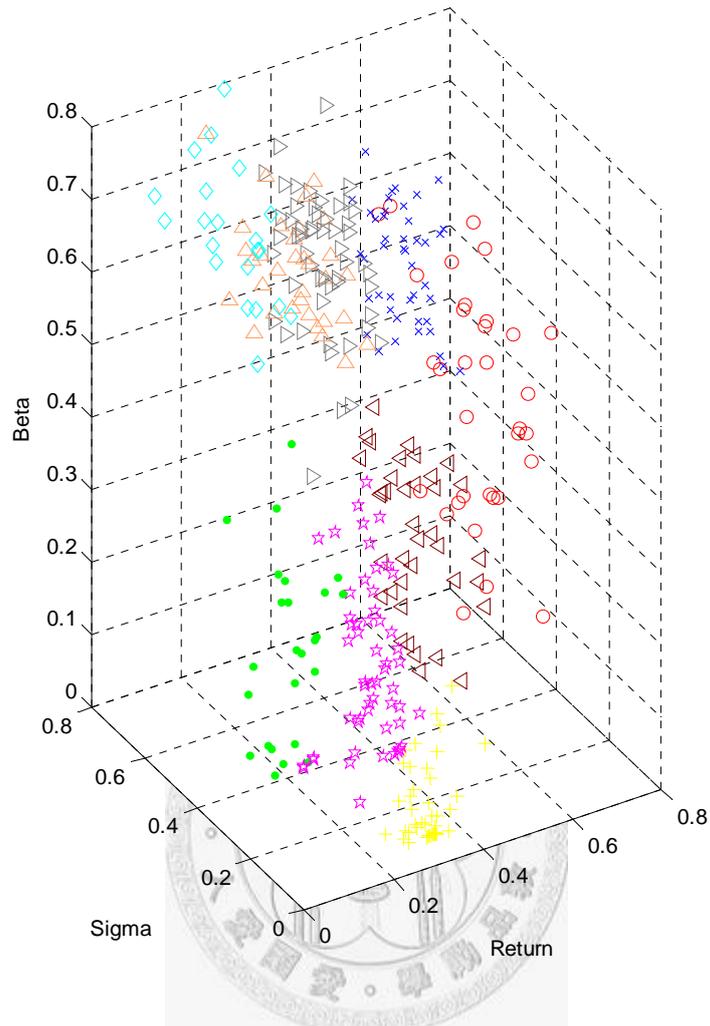


圖 4.11 394 支基金樣本散佈圖

表 4.16 各分群敘述統計表

指標		報酬率 (Return)					標準差 (σ)				
分群	個數	Avg.	Stv.	Min	Max	Range	Avg.	Stv.	Min	Max	Range
1	57	1.764	18.997	-8.600	8.870	17.470	11.173	9.503	5.630	18.570	12.940
2	21	-5.020	29.583	-15.510	3.620	19.130	30.851	18.619	24.730	37.800	13.070
3	38	16.583	27.094	9.120	28.210	19.090	14.756	12.828	6.950	22.050	15.100
4	25	-12.792	42.935	-27.030	-2.290	24.740	14.254	7.504	9.890	21.330	11.440
5	54	11.646	30.552	-2.480	21.160	23.640	27.714	11.704	21.700	35.760	14.060
6	89	3.954	11.543	-0.810	20.790	21.600	1.678	5.155	0.025	7.820	7.795
7	33	37.818	44.556	27.170	54.510	27.340	20.549	23.991	9.080	31.240	22.160
8	33	7.621	42.366	-3.080	21.240	24.320	29.495	13.064	23.440	38.610	15.170
9	44	27.234	26.790	17.770	40.470	22.700	25.527	11.660	18.540	32.890	14.350
總和	394	10.112	192.575	-27.030	54.510	81.540	16.808	118.349	0.025	38.610	38.585

表 4.16 各分群敘述統計表

指標		Beta 係數 (β)					超額報酬率 (Jensen's α)				
分群	個數	Avg.	Stv.	Min	Max	Range	Avg.	Stv.	Min	Max	Range
1	57	0.311	0.034	-0.017	0.722	0.739	-0.361	0.022	-0.698	0.015	0.713
2	21	1.245	0.016	0.980	1.522	0.542	-1.295	0.058	-1.716	-0.837	0.879
3	38	0.552	0.027	0.263	0.830	0.567	-0.021	0.045	-0.437	0.406	0.843
4	25	0.376	0.042	0.038	0.800	0.762	-1.049	0.082	-1.787	-0.687	1.100
5	54	1.155	0.019	0.681	1.441	0.760	-0.614	0.029	-0.944	-0.373	0.571
6	89	0.013	0.003	-0.087	0.268	0.355	0.007	0.012	-0.228	0.544	0.772
7	33	0.761	0.068	0.200	1.191	0.991	0.630	0.051	0.240	1.027	0.787
8	33	1.116	0.012	0.926	1.397	0.471	0.067	0.062	-0.349	0.646	0.995
9	44	1.108	0.011	0.897	1.310	0.413	-0.051	0.054	-0.350	0.823	1.173
總和	394	0.631	0.232	-0.087	1.522	1.609	-0.220	0.253	-1.787	1.027	2.814

將各分群與各基金之投資標的進行對照，可發現分群 2、5、8、9 之組成主要為國內股票型基金，分群 1、3、4 主要為跨國股票型、債股平衡型、組合型及資產證券化型基金，分群 6 為債券型及組合型基金，分群 7 為國內股票型、跨國股票型及債股平衡型基金，顯示分群結果與各基金之投資標的有相當程度之關係，結果整理於表 4.17。

表 4.17 各基金分群與各基金投資標的關係整理

分群	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Total
股票型-國內	0	21	0	0	51	0	14	33	43	162
股票型-跨國	14	0	9	21	3	0	12	0	1	60
債股平衡型	20	0	24	2	0	8	7	0	0	61
組合型	19	0	3	1	0	20	0	0	0	43
債券型	0	0	0	0	0	60	0	0	0	60
保本型	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1
資產證券化型	4	0	2	1	0	0	0	0	0	7
Total	57	21	38	25	54	89	33	33	44	394

將各分群之指標值劃分成報酬及風險面，各分成高、中、低三等級進行分析，可得到結果如表 4.18，若以風險面進行觀察，基本上呈現股票型基金為高度風險，跨國股票型、平衡型、組合型基金為中度風險，債券型基金為低度風險之型態，與一般基金之認知類似，而以報酬面進行觀察，各類型基金均有不同之報酬率。一般而言積極型投資人會選擇高度風險、高度報酬基金，穩健型投資人會選擇中度風險、中度報酬基金，保守型投資人會選擇低度風險、低度報酬基金，因此投資人可在篩選基金時，將不符合風險、報酬比例（如高風險、低報酬）之基金予以刪除，再就選定之基金群之中進行選擇。以下為各分群之特徵描述：

表 4.18 各群基金之報酬與風險程度關係

	高報酬	中報酬	低報酬
高風險	9	5	2、8
中風險	7	3	1、4
低風險			6

1、分群一特徵

中度風險、低度報酬基金。分群一的基金共有 57 支，依投資標的包含跨國股票型基金、債股平衡型基金、組合型基金及資產證券化型基金四類，特徵為評估期間內報酬率低，報酬率之波動程度也低，受大盤影響程度低，基金經理人選

股能力不佳，整體而言屬於中等風險、低報酬之基金群。

2、分群二特徵

高度風險、低度報酬基金。分群二的基金共有 21 支，依投資標的均為國內股票型基金，表現在評估期間內最差，特徵為平均報酬率呈現負值，報酬率波動程度大，受大盤影響程度高，基金經理人選股能力最差，屬於高風險、低報酬之基金群，不建議投資人對於此類型基金進行投資。

3、分群三特徵

中度風險、中度報酬基金。分群三基金共有 38 支，依投資標的包含跨國股票型基金、債股平衡型基金、組合型基金及資產證券化型基金四類，特徵為評估期間內報酬率中等，報酬率之波動程度中等，受大盤影響程度中等，基金經理人選股能力佳，整體而言屬於中等風險、中等報酬之基金群，建議穩健型投資人在此類基金中尋找投資標的。



4、分群四特徵

中度風險、低度報酬基金。分群四的基金共有 25 支，依投資標的包含跨國股票型基金、債股平衡型基金、組合型基金及資產證券化型基金四類，特徵為評估期間內報酬率最佳，報酬率之波動程度中等，受大盤影響程度低，基金經理人選股能力最佳，整體而言屬於中等風險、低報酬之基金群。

5、分群五特徵

高度風險、中度報酬基金。分群五的基金共有 54 支，依投資標的包含國內股票型基金及跨國股票型基金，特徵為平均報酬率中等，報酬率波動程度大，受大盤影響程度高，基金經理人選股能力不佳，屬於高度風險、中度報酬基金群，

建議投資人可對於此類型基金進行觀察，再決定是否投資。

6、分群六特徵

低度風險、低度報酬基金。分群六的基金共有 89 支，依投資標的包含債股平衡型基金、債券型基金、組合型基金及保本型基金四類，特徵為評估期間內報酬率低，報酬率波動性極低，不受大盤走勢影響，同時基金經理人選股能力佳，建議保守型投資人在此類基金中尋找投資標的。

7、分群七特徵

中度風險、高度報酬基金。分群七的基金共有 33 支，依投資標的包含國內股票型基金、跨國股票型基金及債股平衡型基金三類，特徵為評估期間內報酬率表現最佳，報酬率波動性維持在中等，受大盤影響程度中等，而基金經理人的選股能力最佳，為同類型基金中表現最佳者，適合積極型投資人。

8、分群八特徵

高度風險、低度報酬基金。分群八的基金共有 33 支，依投資標的分類均為國內股票型基金，特徵為評估期間內報酬率低，報酬率波動性高，受大盤影響程度高，基金經理人的選股能力佳，不建議積極型投資人在此類基金中尋找投資標的，可尋找更高報酬率之基金。

9、分群九特徵

高度風險、高度報酬基金。分群九的基金共有 44 支，依投資標的主要以國內股票型基金為主，特徵為評估期間內報酬率高，報酬率波動性高，受大盤影響程度高，基金經理人的選股能力中等，適合積極型投資人。

4.4.6 建議投資人選擇策略

依照基金樣本過去兩年之績效表現及風險程度進行分群，可將 394 支基金分類成九群，根據各群之敘述統計量進行觀察，可發現第 7 群基金表現最佳，第 3、6、9 群基金符合報酬、風險比例，建議積極型投資人考慮第 7 群及第 9 群基金，穩健型投資人考慮第 3 群基金，保守型投資人適合投資第 6 群基金。投資人事先評估本身的報酬期望及風險忍受程度後，可在此四群基金中選擇適合之基金，對群內各支基金進行更深一層之研究，選擇適當標的進行投資。而其他群基金在過去兩年之績效表現較差，較不建議投資人投資此類型之基金。

4.5 基金排名分析—TOPSIS 演算法

除利用 Weighted FCM 演算法將基金進行分群給予投資人大方向之投資建議外，本研究也利用 TOPSIS 演算法，同時納入報酬面及風險面指標，根據不同類型或個別投資人對於報酬及風險之偏好程度，將基金進行評分排序，提供投資人選擇基金之客製化建議。

本研究首先將利用整合之基金投資專家意見所得出之權重對於 394 支基金進行排序，可視為市場上專家的整合意見，另外也針對不同類型之投資人，包括積極型（最重視報酬）、成長型（較重視報酬）、穩健型（較重視風險）及保守型（最重視風險）四類型投資人之基金指標相對權重進行測試，進行基金排序，驗證不同類型之投資人將得到不同之投資建議，使投資人可視自身之投資需求及條件來進行參考。流程如下：

1、建立原始資料評估矩陣 D

首先建立原始資料矩陣 D ，包含 394 個評選方案（基金）、4 個準則（指標），其中對 β 取絕對值，代表其波動性程度， d_{ij} 表示第 i 方案在 j 準則下之評估值，

可建立原始資料評估矩陣 D 如表 4.19。

表 4.19 TOPSIS 演算法之原始資料評估矩陣 D

基金編號	$Return$	σ	β	α
1	7.870	29.110	1.217	-0.816
2	29.900	22.600	1.049	0.006
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
394	10.780	16.120	0.390	-0.040

2、計算正規化原始矩陣 R

因不同基金指標的單位尺度不同，需透過正規化的程序使各評估屬性轉換成無維度單位之正規化矩陣， r_{ij} 則是經過正規化後轉換後各基金之評估值，正規化原始矩陣 R 如表 4.20。

表 4.20 TOPSIS 演算法之正規化原始矩陣 R

基金編號	$Return$	σ	β	α
1	0.023	0.073	0.077	-0.075
2	0.088	0.057	0.067	0.001
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
394	0.032	0.041	0.025	-0.004

3、計算加權標準化矩陣 V

在此引入由 DEMATEL 及 ANP 演算法所得之基金指標權重，分別為 $W = (0.392, 0.200, 0.088, 0.321)$ ，將正規化矩陣 R 各評估值乘上權重，可得到加權標準化矩陣 V 如表 4.21。

表 4.21 TOPSIS 演算法之加權標準化矩陣 V

基金編號	$Return$	σ	β	α
1	0.009	0.015	0.007	-0.024
2	0.034	0.011	0.006	0.000
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
394	0.012	0.008	0.002	-0.001

4、決定正理想解 A^+ 及負理想解 A^-

在 4 個評估屬性及 394 個評選方案下，為評比各方案之優先次序，必須找出正理想解 (Ideal solution) 及負理想解 (Negative-ideal solution)，作為排序之依據。在此因為專家型投資人偏向為追求報酬可忍受較大風險，因此本研究設定正理想解為各評選方案中報酬率 (*Return*)、Beta 係數 (β)、超額報酬率 (α) 評估值最大者，標準差 (σ) 評估值最小者，負理想解則為各評選方案中報酬率 (*Return*)、Beta 係數 (β)、超額報酬率 (α) 評估值最小者、標準差 (σ) 評估值最大者。各基金指標值之正理想解 A^+ 及負理想解 A^- 如表 4.22。

表 4.22 TOPSIS 演算法之正理想解 A^+ 及負理想解 A^-

指標	<i>Return</i>	σ	β	α
正理想解 A^+	0.0627	0.0000	0.0085	0.0303
負理想解 A^-	-0.0311	0.0194	0.0000	-0.0527

5、計算各方案與正負理想解之距離

得到正理想解與負理想解之後，計算各方案與正理想解之距離 S_i^+ 及各方案與負理想解之距離 S_i^- ，而距離的計算方式是採 4 維的歐幾里得距離 (Euclidean distance) 來計算，各基金距正負理想解之距離如表 4.23。

表 4.23 TOPSIS 演算法之各基金距正負理想解之距離

基金編號	1	2	...	394
S_i^+	0.0778	0.0430	...	0.0603
S_i^-	0.0500	0.0848	...	0.0684

6、評選方案排序

計算各評選方案對正理想解之相對近似程度，並對各方案進行排序，以 C_i^* 表示方案 A_i 距離正理想解 A^+ 相對近似程度，各基金距正理想解近似程度計算結果如表 4.24。評選方案之 C_i^* 值越接近 1，代表方案 i 越接近正理想解同時越遠離負理想解，其值越大者，方案的偏好程度越高。

表 4.24 TOPSIS 演算法之各基金距正理想解近似程度

基金編號	1	2	...	394
C_i^*	0.391	0.664	...	0.532

得到各基金之 C_i^* 值後，列出前十名之基金編號、基金指標值及其 Sharpe ratio，如表 4.25 所示，依照專業投資專家之整合權重，配合上述演算法中設定之條件，從 TOPSIS 法可得到前十名基金之特性為報酬率高、基金人選股能力佳、報酬率波動程度低、受大盤影響程度高，此十支基金可視為過去兩年全體市場上基金投資專家認定表現最佳之基金，再與 Sharpe ratio 進行比較，可發現利用本研究所設定之演算法所得出之結果與 Sharpe ratio 計算之排名並不相同，推論其原因為 Sharpe ratio 以兩項因子進行計算，以標準差越小而報酬率越大代表基金績效越佳，而本研究利用四項指標值進行計算，同時在此因為基金投資專家認為報酬率之重要性大於風險的重要性，為追求較高報酬可容忍較大的風險，因此如編號 235 號之基金，雖然其 Sharpe ratio 最大，但是其報酬率未達其他基金水準，故在投資專家排名中只為第 8 名。

表 4.25 基金專家認定表現最佳之前十名基金

排名	編號	<i>Return</i>	σ	β	α	C_i^*	<i>Sharpe</i>
1	121	54.510	20.270	0.887	0.869	0.913	0.316
2	217	46.920	20.310	0.639	0.936	0.890	0.280
3	172	44.880	17.080	0.693	0.768	0.871	0.311
4	237	44.690	18.000	0.694	0.772	0.869	0.296
5	225	45.980	25.050	0.770	0.845	0.869	0.234
6	244	45.320	17.170	0.797	0.665	0.862	0.312
7	230	42.610	14.280	0.663	0.697	0.853	0.347
8	235	38.700	9.080	0.326	0.902	0.845	0.482
9	109	45.010	19.470	0.931	0.541	0.839	0.279
10	88	46.590	28.150	1.110	0.558	0.833	0.219

7、不同類型投資人之基金排名分析

不同類型的投資人對於此四項指標各有不同權重偏好，積極型投資人首重報酬之績效，期望在可忍受風險程度下得到更高報酬率，成長型及穩健型投資人報酬及風險並重，而保守型投資人則希望投資風險程度低、穩定報酬之基金，故不同類型投資人應得到不同之投資建議。本研究在此設定不同的基金指標權重進行比較分析，對於不同型態投資人提供建議。

以下同樣以 ANP 法得到四種不同權重，並將其分別命名為：

1、積極型 $W = (0.480, 0.121, 0.009, 0.390)$

2、成長型 $W = (0.398, 0.324, 0.081, 0.196)$

3、穩健型 $W = (0.203, 0.395, 0.289, 0.113)$

4、保守型 $W = (0.179, 0.410, 0.325, 0.086)$

其中積極型及成長型投資人之正理想解為各評選方案中報酬率 (*Return*)、Beta 係數 (β)、超額報酬率 (α) 評估值最大者，標準差 (σ) 評估值最小者，負理想解則為各評選方案中報酬率 (*Return*)、Beta 係數 (β)、超額報酬率 (α) 評估值最小者、標準差 (σ) 評估值最大者。穩健型及保守型投資人之正理想解為各評選方案中報酬率 (*Return*) 及超額報酬率 (α) 評估值最大者，標準差 (σ) 及 Beta 係數 (β) 評估值最小者，負理想解則為各評選方案中報酬率 (*Return*) 及超額報酬率 (α) 評估值最小者、標準差 (σ) 及 Beta 係數 (β) 評估值最大者。結果如表 4.26 至 4.29，最後整理各類型之基金一到十名於表 4.30。

以積極型投資人權重 $W = (0.480, 0.121, 0.009, 0.390)$ 進行全基金排名，可得到結果如表 4.26，積極型投資人較專家型投資人更重視報酬率，因此從結果中可發現報酬面指標值表現較好之基金排名將上升，如編號 225 之基金排名由專家型第 5 名上升至積極型第 3 名。

表 4.26 積極型投資人認定表現最佳之前十名基金

排名	編號	<i>Return</i>	σ	β	α	C_i^*	<i>Sharpe</i>
1	121	54.510	20.270	0.887	0.869	0.947	0.316
2	217	46.920	20.310	0.639	0.936	0.918	0.280
3	225	45.980	25.050	0.770	0.845	0.899	0.234
4	172	44.880	17.080	0.693	0.768	0.888	0.311
5	237	44.690	18.000	0.694	0.772	0.887	0.296
6	244	45.320	17.170	0.797	0.665	0.876	0.312
7	230	42.610	14.280	0.663	0.697	0.864	0.347
8	88	46.590	28.150	1.110	0.558	0.859	0.219
9	235	38.700	9.080	0.326	0.902	0.854	0.482
10	109	45.010	19.470	0.931	0.541	0.852	0.279

以成長型投資人權重 $W = (0.398, 0.324, 0.081, 0.196)$ 進行全基金排名，可得到結果如表 4.27，成長型投資人較重視報酬表現，但同時較積極型投資人重視風險，因此風險較低的基金排名將上升，反之排名則下降，如編號 225 之基金在積極型排名為第 3 名，在成長型中則落至第 9 名。

表 4.27 成長型投資人認定表現最佳之前十名基金

排名	編號	<i>Return</i>	σ	β	α	C_i^*	<i>Sharpe</i>
1	121	54.510	20.270	0.887	0.869	0.863	0.316
2	217	46.920	20.310	0.639	0.936	0.839	0.280
3	172	44.880	17.080	0.693	0.768	0.837	0.311
4	244	45.320	17.170	0.797	0.665	0.835	0.312
5	237	44.690	18.000	0.694	0.772	0.832	0.296
6	230	42.610	14.280	0.663	0.697	0.829	0.347
7	235	38.700	9.080	0.326	0.902	0.818	0.482
8	109	45.010	19.470	0.931	0.541	0.817	0.279
9	225	45.980	25.050	0.770	0.845	0.809	0.234
10	3	45.840	25.480	1.079	0.513	0.793	0.232

以穩健型投資人權重 $W = (0.203, 0.395, 0.289, 0.113)$ 進行全基金排名，可得到結果如表 4.28。穩健型投資人較重視基金風險，但同時希望在穩定風險下有良

好報酬率，因此風險穩定同時報酬率佳的基金排名將上升，反之排名則下降，如編號 235 之基金雖然風險低，但報酬率不及其他基金，只能在積極型排名為第 8 名，成長型排名為第 9 名，但在穩健型較為重視風險的考量下則上升至第 1 名。

表 4.28 穩健型投資人認定表現最佳之前十名基金

排名	編號	<i>Return</i>	σ	β	α	C_i^*	<i>Sharpe</i>
1	235	38.700	9.080	0.326	0.902	0.808	0.482
2	230	42.610	14.280	0.663	0.697	0.737	0.347
3	204	34.750	16.250	0.321	0.861	0.727	0.259
4	274	20.790	5.130	0.104	0.544	0.725	0.445
5	172	44.880	17.080	0.693	0.768	0.720	0.311
6	201	38.040	16.780	0.547	0.720	0.712	0.273
7	237	44.690	18.000	0.694	0.772	0.712	0.296
8	217	46.920	20.310	0.639	0.936	0.709	0.280
9	232	25.760	9.230	0.404	0.406	0.708	0.320
10	174	38.620	18.100	0.525	0.778	0.708	0.260

以保守型投資人權重 $W = (0.179, 0.410, 0.325, 0.086)$ 進行全基金排名，可得到結果如表 4.29。保守型投資人最在意報酬的穩定性，期望在越低的風險下獲得穩定的報酬，因此低風險是首要考量目標，在此設定條件下，可發現保守型的前十名基金風險指標值較其他類型低，同時報酬率也較其他類型低。

表 4.29 保守型投資人認定表現最佳之前十名基金

排名	編號	<i>Return</i>	σ	β	α	C_i^*	<i>Sharpe</i>
1	235	38.700	9.080	0.326	0.902	0.799	0.482
2	274	20.790	5.130	0.104	0.544	0.743	0.445
3	232	25.760	9.230	0.404	0.406	0.712	0.320
4	204	34.750	16.250	0.321	0.861	0.712	0.259
5	230	42.610	14.280	0.663	0.697	0.709	0.347
6	275	13.140	4.180	0.004	0.376	0.705	0.316
7	246	17.680	6.950	0.263	0.267	0.695	0.278
8	229	25.160	10.000	0.464	0.325	0.693	0.290
9	272	11.410	4.280	-0.087	0.412	0.692	0.256
10	357	9.810	2.740	0.003	0.249	0.690	0.319

綜合以上以 TOPSIS 法對基金進行排名的結果，可發現不同的權重值對於基金的排名會有極大的影響，以基金編號 121 為例，在重視報酬的專家型、積極型及穩健積極型中，其排名均為第 1 名，但若投資人為穩健保守型及保守型，即較為重視風險之類型時，其排名將落至 13 名及 81 名，其原因為該支基金雖然在報酬面之績效表現最佳，兩年報酬率達 54.51%，但相對的風險程度也高，對於重視報酬穩定的保守型投資人而言其風險過高，故較不適合重視風險忍受程度低之投資人，故本演算法不建議推薦該基金給保守型投資人。又以在保守型排名第 10 名的 357 號基金為例，其在積極型排名為 105 名、成長型排名為 112 名、穩健型為 24 名，大致呈現風險指標權重值越高時排名越往前之現象，其原因為雖然該基金的報酬率只有 9.81%，在全部基金中排名第 168 名，但其相對之風險也非常低，極為合適保守型投資人，因此當風險重視程度越高時，以本演算法建議之基金之排名也將越為提升。

表 4.30 為不同類型投資人權重及以 Sharpe ratio 所得出的前十名基金編號，可發現以不同的權重會出現不同的排名結果，而 Sharpe ratio 前十名之基金均出現於其他類型前十名中，但排名有所差異，原因為 Sharpe ratio 只計算報酬率及標準差，且無權重概念，而本研究採用不同基金指標值權重，造成基金排名差異。如當重視報酬面指標時，報酬高、風險高的基金會因為風險指標權重小的關係依然被納入建議之中，而重視風險面指標時，風險高的基金即使報酬高，因報酬指標權重小，造成的影響力也較小，將被排除在建議之外。因此本研究所建構之排名方法因此可針對不同類型投資人提出不同的投資建議。

表 4.30 各類型投資人建議基金表整理

類型 排名	專家型	積極型	成長型	穩健型	保守型	Sharpe
1	121	121	121	235	235	235
2	217	217	217	230	274	274
3	172	225	172	204	232	230
4	237	172	244	274	204	232
5	225	237	237	172	230	357
6	244	244	230	201	275	121
7	230	230	235	237	246	275
8	235	88	109	217	229	244
9	109	235	225	232	272	172
10	88	109	3	174	357	237

8、基金排名分析建議

在上一節本研究將不同類型投資人進行全體基金樣本之排序，投資人可依自身的需求及條件判斷屬於何類型投資人，直接參考適合之類型參考基金之排名。但本方法可進一步擴充，可得到更合適的排名結果，方法如下：

(1) 配合分群結果排序

利用對所有基金分類之結果，投資人可在欲選擇的基金分類裡進行該類基金的排序，如保守型投資人選定低報酬、低風險的第 6 群基金，再利用 TOPSIS 演算法，設定權重條件進行排名。

(2) 設定條件進行篩選

投資人可先設定篩選條件再進行排名，如選定投資標的為某一類型之基金，以國內股票為投資標的或以債券為投資標的之基金，就該類型基金進行排序。或可以風險的波動度進行篩選，如設定標準差 (σ)、Beta 係數 (β) 小於某定值，或設定此兩項指標在全基金前三分之一等條件再進行排名。

(3) 客製化排序

個別投資人可回答對於四項基金指標相對重要性的看法，利用 ANP 法得知四項基金指標之權重，利用此權重對於基金進行排名，可得到個人化的基金排名結果，達到個人客製化的效果。



第五章 結論與未來研究方向

5.1 研究結論

本研究以台灣共同基金之實際資料進行分析，所得到的結論如下：

1、確認四項基金指標之因果關係

基金指標的相對影響關係難以確定，本研究根據市場上基金投資專家的主觀專業意見，利用 DEMATEL 演算法，以實際量化的方式確認本研究所使用之四項基金指標的相對影響關係。

2、分群模型可適當區隔具有不同特徵的基金群

利用 Weighted FCM 演算法，引入四項基金指標，可將台灣共同基金依報酬面及風險面的實際表現分為九群，將每一群的特徵變數報酬率 (*Return*)、超額報酬率 (*Jensen's α*)、標準差 (σ) 及 Beta 係數 (β) 作敘述統計分析，選出平均值 (*Avg.*)、變異數 (*Stv.*)、最大值 (*Max*)、最小值 (*Min*)、全距 (*Range*) 等統計指標作為每一分群的判讀結果，建議基金可分為九群，投資人可在九群之中尋找適合的風險報酬比例基金群，如積極型投資人選擇中高風險、高報酬基金，保守型投資人選擇低風險、低報酬基金，節省搜尋時間及成本。

3、多屬性決策演算法建議不同績效表現之基金

Sharpe ratio 以標準差越小、報酬率越大作為績效衡量標準，未考慮投資人對於報酬及風險的偏好程度不同，因此本研究利用多屬性決策中的 TOPSIS 演算法，對於四項基金指標分別給予不同的權重及設定條件，可得到不同的排名結果，當投資人重視報酬而較不重視風險時，即給予報酬較高之基金建議，而當投資人重視風險時，則可得到在越小風險下獲得越大報酬的基金排名，建議投資人選擇，利用此結果可推論不同類型的投資人應給予不同的基金選擇建議，另外此方法也可加以延伸，加入不同的事前設定條件，如配合分群結果篩選、依投資標的篩選

或依風險程度篩選等，可得到更為客製化的基金排名結果，提供投資人參考。

5.2 研究貢獻

本研究建構出一個以市場上投資專家及投資人角度為出發點的基金評選模式，以投資人最基本可取得同時最為在意的歷史報酬及風險指標值進行分群及排名，此外本研究改良過去研究未考慮到的報酬、風險偏好問題，應用多準則評估方法針對不同投資人對於報酬及風險偏好的不同，對於報酬及風險偏好設定主觀權重，因此可提供更為客製化的建議。

本模式建構出的基金評選模式為首先利用專家意見及 DEMATEL 演算法確立選定的基金指標之因果關係後，以 ANP 演算法為權重獲取模型之架構，先就市場上投資專家建議基金報酬面及風險面之歷史表現將基金分群，提供投資人大方向的建議，而後利用多屬性決策中 TOPSIS 演算法對於各基金進行排名，提供更細節的基金選擇參考。此基金評選模式對於投資人而言十分簡潔易懂，只要明白本身是屬於何類型投資人，即可迅速得到基金選擇之建議，另外也可計算本身對於報酬及風險的偏好程度，以權重表示，可進行個人化的基金選擇建議。

5.3 研究限制

1、基金歷史資料受限

本研究所採用之資料為中華民國證券投資信託暨顧問商業同會委託台灣大學財務金融系之邱顯比及李存修教授建立之基金資料，雖然報酬率資料涵蓋三年、五年及十年歷史表現，但在另外三項指標上只有過去兩年的資料，受限於資料型態，無法以更長期間基金表現進行分群及排名，此外成立未滿兩年的基金也無法納入評比中。

2、Weighted FCM 易受離群值影響

採用距離為分群概念的 FCM 演算法易受到離群值的影響，而本研究在剔除離群值部份偏過於主觀，是以將出現三倍標準差以外基金指標值的基金予以刪除，可能造成損失重要參考資料的風險。

3、只以報酬面及風險面指標進行分類及排名

本研究是以基金歷史表現最基本的報酬面及風險面指標進行分類及排名，而未考慮其他影響因素，如基金經理人的變動、管理費、手續費、交易成本及持股比例等，造成分類結果較難以命名，只能以基金在此兩構面之表現予以說明，可能造成偏誤。

5.4 未來研究方向

1、採用不同時間長度基金資料進行分析

本研究只採用 2006 年 4 月至 2008 年 3 月之兩年期基金資料，建議可使用不同時間長度的基金資料進行分析，如使用三年期、五年期資料，可得到基金長時間下表現之結果，使用較短一年期、半年期資料可納入更多基金一同考量，投資人可以個人需求選擇資料期間。

2、採用多種分群效度判斷最佳分群結果

在本研究中只使用 FS-Index 作為分群效度判斷之標準，在分群效度指標使用上另外還有如 XB-Index 等可參考，建議未來研究可多發掘分群效度判斷指標，增進最佳分群數的判斷能力。

3、採用更多基金指標值進行分類及排名

影響基金分類的因素及投資人選擇基金時的考慮變數不僅止於報酬面及風

險面，未來研究可嘗試納入其他受投資人重視之指標，如基金經理人的變動、管理費、手續費、交易成本及持股比例等進行分類及排名，可得到更佳之結果。

4、基金分類及績效持續性之研究

本研究之假設為在某一時點下，以該期回溯兩年的資料對投資人提供購買基金之建議，因此是以該時點過去兩年各基金指標值之數據進行分析，未來研究可加入不同時間點下各基金的分類及績效排名，藉此瞭解各基金的長期表現是否穩定，可提供投資人更佳建議。



參考文獻

中文文獻：

1. 王誌璋，民 90，使用模糊分類演算法及遺傳基因演算法於核磁共振造影影像分割之研究，大葉大學工業工程研究所碩士論文
2. 江妙真，民 94，多準則決策分析在共同基金績效評估指標建構上之研究，淡江大學統計學系碩士論文
3. 吳權凌，民 92，國內共同基金選擇模型—因子分析與 TOPSIS 之應用，國立交通大學管理學院碩士在職專班科技管理組碩士論文
4. 呂中元，民 89，海外共同基金績效評估—投顧公司推薦資訊有效性之研究，國立台灣大學財務金融研究所碩士論文
5. 林志隆，民 90，利用 c-Fuzzy Means 在服務性網站上的資料探勘，國立清華大學工業工程與工程管理學系碩士論文
6. 林姿依，民 96，建立適合顧客關係管理之模糊分群模型—以汽車維修服務為例，台灣大學商學研究所碩士論文
7. 林宗明，民 94，管理問題因果複雜度分析模式建立之研究—以 DEMATEL 為方法論，中原大學企業管理研究所碩士論文
8. 邱顯比、李存修，民 97 年 3 月，「中華民國證券暨投資信託顧問商業同業公會：共同基金評比」
9. 邱顯比、林清珮，民 88，共同基金分類與基金績效持續性之研究，Journal of Financial Studies Vol.7 No.2, 63-88
10. 紀岱玲，民 94，供應商績效評估研究—結合 ANP 及 DEMATEL 之應用，國立政治大學資訊管理研究所碩士論文
11. 胡崇銘，民 89，以主成分分析評估基金績效與風險，國立台灣大學商學研究所碩士論文
12. 張文婷，民 96，聰明買基金，第二版，Smart 智富文化

13. 張吉政，民 94，民營機構受薪階級個人退休規劃相關影響因素之研究，朝陽科技大學保險金融管理系碩士論文
14. 張雅惠、民 88，應用風險值評估共同基金之績效，國立政治大學金融學系碩士論文
15. 畢威寧，民 94，結合 AHP 與 TOPSIS 法於供應商績效評估之研究，科學與工程技術期刊，Journal of Science and Engineering Technology, Vol. 1
16. 許國維，民 95，營造公司經營高科技廠房競爭優勢評估，國立台灣科技大學營建工程學系碩士論文
17. 陳嘉惠、高郁惠、劉玉珍，民 91，投資人偏好與資產配置，台灣管理學刊第一卷第二期，第 213-231 頁
18. 曾少芳，民 86，國內股票型基金風格與績效持續性之研究，國立台灣大學財務金融研究所碩士論文
19. 黃美瑜，民 95，模糊多屬性群體決策支援系統之模式，國立成功大學資訊管理研究所碩士論文
20. 黃軍儒，民 90，台灣股票型共同基金分類型態與風格分析，國立台灣大學財務金融研究所碩士論文
21. 衛萬里，民 95，應用分析網路程序法選擇最佳產品設計方案之決策分析模式，國立臺灣科技大學設計研究所博士論文
22. 鄧振源、曾國雄，民 78，層級分析法（AHP）的內涵特性與應用，中國統計學報，第二十七卷，第七期：1-20
23. 鍾武勳，民 94，應用 Fuzzy c-Means 演算法之物流中心位址決策模式研究，國立中央大學工業管理研究所碩士在職專班碩士論文

英文文獻：

1. Anderberg, M. R. (1973). "Cluster Analysis for Applications." Academic Press 8, 1, 2-7.
2. Berry, M., and Linoff, G. (1997). "Data Mining Techniques: for Marketing, Sales, and Customer Support." John Wiley & Sons.
3. Bezdek, J.C. (1981). "Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms." New York: Plenum Press.
4. Bodie, Z., Kane, A. and Marcus, A. J. (1999). "Investment, Fourth Edition." McGraw-Hill International Editions: 154-254.
5. Brown, S. J. and W. N. Goetzmann (1997). "Mutual fund styles." Journal of Financial Economics 43(3): 373-399.
6. Christopherson, J. A. (1995). "Equity Style Classifications", Journal of Portfolio Management, Spring, 32-43.
7. Dunn, J. C. (1974). "Well-Separated Clusters and Optimal Fuzzy Partitions." Cybernetics and Systems 4(1): 95-104.
8. Forman, E. and K. Peniwati (1998). "Aggregating individual judgments and priorities with the analytic hierarchy process." European Journal of Operational Research 108(1): 165-169
9. Gabus, A., and Fontela, E. (1972). "World problems, an invitation to further thought within the framework of DEMATEL." Switzerland, Geneva: Battelle Geneva Research Centre.
10. Tamura, H., and K. Akazawa (2004). "Stochastic DEMATEL for structural modeling of a complex problematique for realizing safe, secure and reliable society." IVth International Conference on Decision Support for Telecommunication and Information Society.
11. Han, J., and M. Kamber (2001). "Data Mining: Concepts and Techniques." San

Francisco: Morgan Kaufmann Publishers.

12. Hori, S. and Y. Shimizu (1999). "Designing methods of human interface for supervisory control systems." *Control Engineering Practice* 7(11): 1413-1419.
13. Jie, L., G. Xinbo, et al. (2002). A feature weighted FCM clustering algorithm based on evolutionary strategy. *Intelligent Control and Automation, 2002. Proceedings of the 4th World Congress on.*
14. Liou, J. J. H., G.-H. Tzeng, et al. (2007). "Airline safety measurement using a hybrid model." *Journal of Air Transport Management* 13(4): 243-249.
15. Saaty, T. (2004). "Fundamentals of the analytic network process — Dependence and feedback in decision-making with a single network." *Journal of Systems Science and Systems Engineering* 13(2): 129-157.
16. Salem, C. and J.M. Martel (2003). "Enhancing geographical information systems capabilities with multi-criteria evaluation functions. " *Journal of Geographic Information and Decision Analysis*: 97-123.
17. Sarkis, J. (1999). "A methodological framework for evaluating environmentally conscious manufacturing programs." *Computers & Industrial Engineering* 36(4): 793-810.
18. Satty, T. (2001). "Decision making with dependence and feedback: The analytic network process, 2nd ed. " RWS Publications, Pittsburgh.
19. Tsai, W.-H., and W.-C. Chou "Selecting management systems for sustainable development in SMEs: A novel hybrid model based on DEMATEL, ANP, and ZOGP." *Expert Systems with Applications In Press, Corrected Proof*.
20. Turmchokkasam, S. and S. Mitaim (2006). Effects of Weights in Weighted Fuzzy C-Means Algorithm for Room Equalization at Multiple Locations. *Fuzzy Systems, 2006 IEEE International Conference on.*
21. U. M. Fayyad (1996). "Data Mining and Knowledge Discovery: Making Sense

- Out of Data", IEEE Expert, 11, 10, 20-25.
22. Wang, S. C. and P.-H. Huang (2004). "A Fuzzy Method for Power System Model Reduction." Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems 2: 891-894.
 23. Wang, X., Y. Wang, et al. (2004). "Improving fuzzy c-means clustering based on feature-weight learning." Pattern Recognition Letters 25(10): 1123-1132.
 24. Weiss, S. M., and Indurkha, N. (1998). "Predictive Data Mining: A Practical Guide. " CA: Morgan Kaufmann.
 25. Wu, W.-W., and Y.-T. Lee (2007). "Developing global managers' competencies using the fuzzy DEMATEL method." Expert Systems with Applications 32(2): 499-507.
 26. Yang, J. F., S.-S. Hao and P.-C Chung (2002). "Color Object Segmentation Algorithm Using Fuzzy C-means with Eigen-subspace Projection. " Signal Processing 82, 461 - 472.
 27. Yoon, K. and C.-L. Hwang (1985). "Manufacturing plant location analysis by multiple attribute decision making: part I single-plant strategy." International Journal of Production Research 23(2): 345 - 359.
 28. Yoon, K. and C.-L. Hwang (1995). "Multiple Attribute Decision Making: An Introduction." Thousand Oaks: Sage Publications Inc.



Appendix 1 DEMATEL 問卷

敬啟者：

此份問卷之研究主題為使用DEMATEL (Decision Making Trial and Evaluation Laboratory) 演算法，建立基金變數結構之專家問卷，問卷目的在於瞭解您心中的基金變數影響關係。素仰 台端學養淵博、投資經驗豐富，本研究希望以此問卷得到您的寶貴意見加以協助完成，所有填答資料僅供學術研究參考，絕不對外公開，敬請放心填答，感謝您撥冗惠賜指教。

國立台灣大學 商學研究所

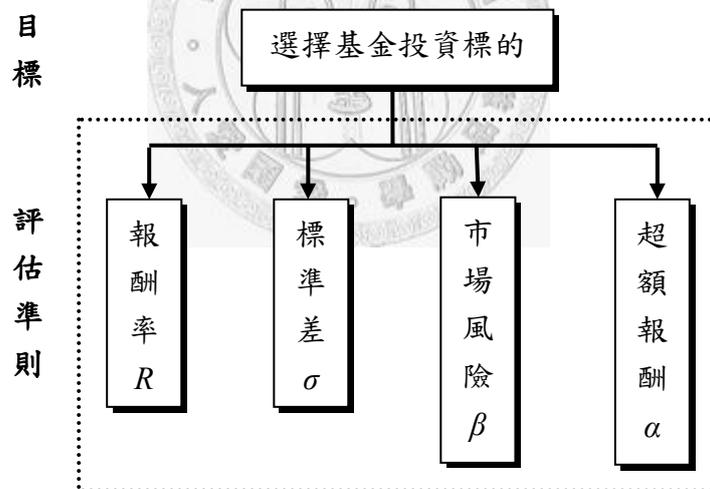
指導教授：郭瑞祥博士、蔣明晃博士、王志軒博士

研究生：陳捷瑜

E-Mail : r95741025@ntu.edu.tw

一、評估項目說明

本研究探討投資人在選擇基金投資標的時考慮因素之評估，在此本研究設定基金投資人考慮的變數共有四項，分別為「報酬率 $Return$ 」、「標準差 σ 」、「市場風險 β 」、「超額報酬 α 」，評估架構如下圖所示：



茲就每項評估準則之意義說明如下：

- 1、報酬率 ($Return$)：基金標的在評估期間內之淨值累計報酬率。
- 2、標準差 (σ)：基金標的報酬率之波動程度，是一個常用的風險指標。標準差愈大表示此基金之報酬率變化極大，反之則表示此基金報酬率較為穩定。
- 3、市場風險 (β)：用以衡量基金標的之市場風險 (或稱系統性風險)。 β 值愈大代表基金報酬率受大盤漲跌的影響愈大，反之則愈小。
- 4、超額報酬 (α)：用以衡量基金標的經風險調整後之超額報酬率，表示基金績效超過其承擔市場風險所應得報酬之部分。

二、填寫說明

1、請就您認為的「報酬率 $Return$ 」、「標準差 σ 」、「市場風險 β 」、「超額報酬 α 」四項因素之相互影響關係進行圈選。

2、問卷中的數字代表影響程度：

數字	定義
0	無影響
1	低度影響
2	中度影響
3	高度影響
4	強烈影響

三、問卷內容

請就各變數之間的關係在下表進行圈選：

變數關係		無影響	低度影響	中度影響	高度影響	強烈影響
1	報酬率 $Return$ 對於 標準差 σ	0	1	2	3	4
2	報酬率 $Return$ 對於 市場風險 β	0	1	2	3	4
3	報酬率 $Return$ 對於 超額報酬 α	0	1	2	3	4
4	標準差 σ 對於 報酬率 $Return$	0	1	2	3	4
5	標準差 σ 對於 市場風險 β	0	1	2	3	4
6	標準差 σ 對於 超額報酬 α	0	1	2	3	4
7	市場風險 β 對於 報酬率 $Return$	0	1	2	3	4
8	市場風險 β 對於 標準差 σ	0	1	2	3	4
9	市場風險 β 對於 超額報酬 α	0	1	2	3	4
10	超額報酬 α 對於 報酬率 $Return$	0	1	2	3	4
11	超額報酬 α 對於 標準差 σ	0	1	2	3	4
12	超額報酬 α 對於 市場風險 β	0	1	2	3	4

本問卷至此結束，感謝您的填答

Appendix 2 ANP 問卷

敬啟者：

此份問卷之研究主題為整合『分析網路程序法 (Analytical Network Process)、模糊分群法 (Fuzzy-C-Means Clustering) 及理想解類似度順序偏好法 (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) 建立基金分群排序模式』之專家問卷，問卷目的在於評選出您在選擇基金時所考慮的變數重要性，以使本研究結果更為客觀。素仰 台端學養淵博、投資經驗豐富，擬請擔任本研究分析網路程序法之專家，以此問卷探求您的寶貴意見。本研究需要在基金投資方面的專業知識與經驗加以協助完成，所有填答資料僅供學術研究參考，絕不對外公開，敬請放心填答，感謝您撥冗惠賜指教。

國立台灣大學 商學研究所

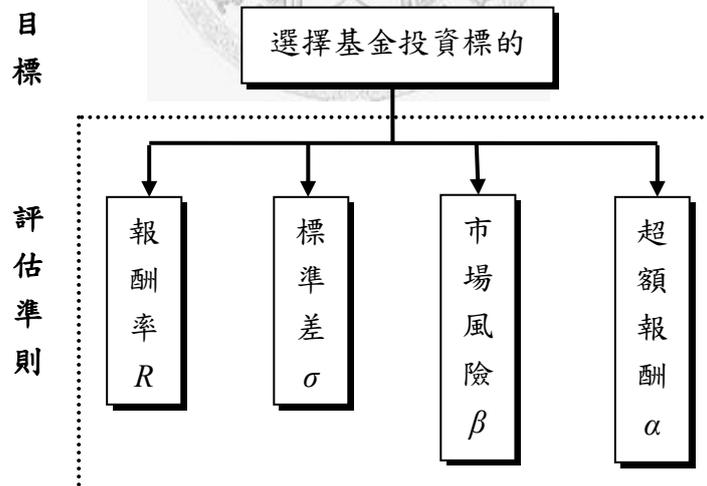
指導教授：郭瑞祥博士、蔣明晃博士、王志軒博士

研究生：陳捷瑜

E-Mail : r95741025@ntu.edu.tw

一、評估項目說明

本研究探討投資人在選擇基金投資標的時考慮因素之評估，在此本研究設定基金投資人考慮的變數共有四項，分別為「報酬率 R 」、「標準差 σ 」、「市場風險 β 」、「超額報酬 α 」，評估架構如下圖所示：



茲就每項評估準則之意義說明如下：

- 1、報酬率 (R)：基金標的在評估期間內之淨值累計報酬率。
- 2、標準差 (σ)：基金標的報酬率之波動程度，是一個常用的風險指標。標準差愈大表示此基金之報酬率變化極大，反之則表示此基金報酬率較為穩定。
- 3、市場風險 (β)：用以衡量基金標的之市場風險 (或稱系統性風險)。 β 值愈大代表基金報酬率受大盤漲跌的影響愈大，反之則愈小。

4、超額報酬 (α)：用以衡量基金標的經風險調整後之超額報酬率，表示基金績效超過其承擔市場風險所應得報酬之部分。

二、填寫說明

1、請就您認為的「報酬率 R 」、「標準差 σ 」、「市場風險 β 」、「超額報酬 α 」四項因素之相互影響關係進行勾選。

2、本問卷的目標為選擇基金投資標的，利用 1~9 個等級進行評估準則間相對重要性強度之比較。其每項準則對目標的影響程度不盡相同，各準則對目標之達成有其相對權重，故能顯示出各準則的權重比較，請就您認為的各準則重要性進行評比，勾選出最適當之比值，若您認為左方的評估準則較右方的評估準則重要，請在左邊的方格內勾選左方評估準則較右方評估準則重要之比值。

3、若您認為評估準則中準則 A 比 B 重要，請您在表中相對應之欄位打勾，以此類推。

4、比較時遞移性需成立，若 A 比 B 重要 ($A > B$)，且 B 比 C 重要 ($B > C$)，則 A 也必須比 C 重要 ($A > C$)，即 $A > B > C$ 必須成立。

三、填寫範例

若您認為您在選擇基金投資標的時，考慮到「報酬率 R 」此項準則與其他三項準則之比較時：

- 1、比起「標準差 σ 」而言是“比較重要”的；
- 2、比起「市場風險 β 」而言是“非常重要”的；
- 3、比起「超額報酬 α 」而言是“比較不重要”的，即「超額報酬 α 」“比較重要”

則您的勾選結果應如下表所示：

	非常 重要		很重 要		比較 重要		稍微 重要		相 等	稍微 重要		比較 重要		很重 要		非常 重要		
	9	8	7	6	5	4	3	2		1	2	3	4	5	6	7	8	
報酬率 R					x													標準差 σ
報酬率 R	x																	市場風險 β
報酬率 R												x						超額報酬 α

四、問卷內容

4.1、請您思考在選擇投資基金時，就「報酬率 R 」、「標準差 σ 」、「市場風險 β 」、「超額報酬 α 」四項因素，評估其相對重要性為何：

	非常 重要		很重 要		比較 重要		稍微 重要		相 等	稍微 重要		比較 重要		很重 要		非常 重要		
	9	8	7	6	5	4	3	2	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
報酬率 R																		標準差 σ
報酬率 R																		市場風險 β
報酬率 R																		超額報酬 α
標準差 σ																		市場風險 β
標準差 σ																		超額報酬 α
市場風險 β																		超額報酬 α

4.2、請您思考在以「報酬率 R 」為主要考量下，評估「標準差 σ 」、「市場風險 β 」、「超額報酬 α 」三項因素之間對於「報酬率 R 」的相對重要性為何：

	非常 重要		很重 要		比較 重要		稍微 重要		相 等	稍微 重要		比較 重要		很重 要		非常 重要		
	9	8	7	6	5	4	3	2	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
標準差 σ																		市場風險 β
標準差 σ																		超額報酬 α
市場風險 β																		超額報酬 α

4.3、請您思考在以「標準差 σ 」為主要考量下，評估「報酬率 R 」、「市場風險 β 」、「超額報酬 α 」三項因素之間對於「標準差 σ 」的相對重要性為何：

	非常 重要		很重 要		比較 重要		稍微 重要		相 等	稍微 重要		比較 重要		很重 要		非常 重要		
	9	8	7	6	5	4	3	2	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
報酬率 R																		市場風險 β
報酬率 R																		超額報酬 α
市場風險 β																		超額報酬 α

4.4、請您思考在以「市場風險 β 」為主要考量下，評估「報酬率 $Return$ 」、「標準差 σ 」、「超額報酬 α 」三項因素之間對於「市場風險 β 」的相對重要性為何：

	非常重要		很重要		比較重要		稍微重要		相等	稍微重要		比較重要		很重要		非常重要		
	9	8	7	6	5	4	3	2	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
報酬率 R																		標準差 σ
報酬率 R																		超額報酬 α
標準差 σ																		超額報酬 α

4.5、請您思考在以「超額報酬 α 」為主要考量下，評估「報酬率 $Return$ 」、「標準差 σ 」、「市場風險 β 」三項因素之間對於「超額報酬 α 」的相對重要性為何：

	非常重要		很重要		比較重要		稍微重要		相等	稍微重要		比較重要		很重要		非常重要		
	9	8	7	6	5	4	3	2	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
報酬率 R																		標準差 σ
報酬率 R																		市場風險 β
標準差 σ																		市場風險 β

五、個人資料

1、是否曾經或正在從事基金投資相關職務：

是，職務名稱：_____

否，目前從事產業：_____

2、基金投資經驗：_____年

3、最高學歷

高中職

大學專科

研究所或以上

本問卷至此結束，感謝您的填答