

南 華 大 學

資訊管理學系

碩士論文

贊助商關鍵字搜尋拍賣策略之研究

A Study on Auction Strategy of Keyword Search for  
Sponsors



研 究 生：陳姝含

指 導 教 授：洪銘建 博士

中 華 民 國 100 年 6 月

# 南 華 大 學

資訊管理系

碩 士 學 位 論 文

贊助商關鍵字搜尋拍賣策略之研究

A Study on Auction Strategy of Keyword Search for Sponsors

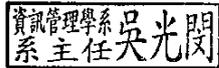
研究生：陳姝慧

經考試合格特此證明

口試委員：何明欣

何漢朝

指導教授：洪銘建

系主任(所長)：

口試日期：中華民國 100 年 06 月 23 日

南華大學碩士班研究生

論文指導教授推薦函

資訊管理系碩士班 陳姝含 君所提之論文

贊助商關鍵字搜尋拍賣策略之研究

係由本人指導撰述，同意提付審查。

指導教授 洪銘建

100年6月23日



## 誌 謝

本論文得以順利完成，首先要感謝恩師洪銘建教授。在論文的過程中老師不願其煩的與我討論、給予提醒與指正，更在我面臨瓶頸時給予最大的包容於鼓勵。

口考期間，特別要感謝何漢彰老師與尤國任老師的指教與建議，使得本論文能夠更充實、完整。

在此也感謝本研究室的成員雍華，以及其他研究室的同窗們。雖然我與大家相處時間不長，但每次與大家一起的時光都留在我心中，成為美好的回憶，在此謝謝大家的陪伴。

# 贊助商關鍵字搜尋拍賣策略之研究

學生：陳姝含

指導教授：洪銘建 博士

南 華 大 學 資 訊 管 理 學 系 碩 士 班

## 摘 要

在過去幾年，線上廣告已經成為少數收入持續快速成長的廣告平台。其中，搜索引擎包括雅虎和谷歌都使用關鍵字拍賣的排名，將廣告顯示在搜索結果中的網頁。在最初幾年的關鍵字拍賣，都是使用廣義第一價格（GFP）的拍賣方式，由於所有的得標者都須繳納第一價格的投標價，因而降低其付款意願，導致拍賣的價格容易振盪，結果可能會變得非常不穩定。為了克服這個問題，當前的搜索引擎都採用廣義第二價格（GSP）的拍賣方式。本論文研究各種贊助商關鍵字拍賣策略，以了解搜尋引擎的收益與拍賣進行速度的關係。

關鍵字: 通用第一價格拍賣、通用第二價格拍賣、上升拍賣、最小遞增投標、投標等級、局部不羨慕

# A Study on Auction Strategy of Keyword Search for Sponsors

Student : ShuHan Chen

Advisors : Dr. MingChien Hung

Department of Information Management  
The Graduated Program  
Nan-Hua University

## ABSTRACT

Online advertising has been one of the few advertising platforms that have shown revenue growth fast over the past years. Especially, Search engines including Yahoo and Google utilize the Keyword Auction for ranking the advertisements displayed around the search results in the web page. In the early years of Keyword Auctions, the Generalized First Price (GFP) auction was used. Since all winners pay their bid in the first price, they have incentive to under-bid to reduce their payment. As a result, bidding prices oscillate, and the outcome becomes quite unstable. To overcome the problem, the Generalized Second Price (GSP) auction was applied in the current search engine. This paper studied the auction strategy of Keyword Search for sponsors in order to find the relationship between the revenue of search engine and the speed of auction.

Keywords: Generalized First Price Auction, Generalized Second Price Auction, Ascending Auction, Minimum Bid Increment, Bid Level, Locally Envy-Free

# 目 錄

第 1 章	緒論 .....	1
第 2 章	文獻探討 .....	5
第 2.1 節	關鍵字搜尋(Keyword Search) .....	5
第 2.2 節	通用第一價格拍賣(Generalized First Price Auction).....	6
第 2.3 節	通用第二價格拍賣(Generalized Second Price Auction) ..	7
第 2.4 節	上升拍賣(Ascending Auction; AA).....	9
第 2.5 節	最小遞增投標(Minimum Bid Increment; MBI) .....	11
第 2.6 節	投標等級(Bid Level) .....	11
第 2.7 節	局部不羨慕(Locally Envy-Free) .....	12
第 3 章	研究方法 .....	13
第 3.1 節	拍賣模式 .....	13
第 3.2 節	投標模式 .....	13
第 3.3 節	問題定義 .....	14
第 3.4 節	計費方式 .....	14
第 3.5 節	研究假設 .....	16
第 4 章	投標策略與模式 .....	16
第 4.1 節	通用上升拍賣(General Ascending Auction)策略.....	17

第 4.2 節 固定式最小遞增投標(Fixed MBI)策略.....	17
第 4.3 節 共同固定式最小遞增投標(Common FMBI)策略 .....	18
第 4.4 節 個別固定式最小遞增投標(Respective FMBI)策略.....	18
第 4.5 節 可調式最小遞增投標(Adaptive MBI)策略 .....	19
第 4.6 節 共同可調式最小遞增投標(Respective AMBI)策略 .....	19
第 4.7 節 個別可調式最小遞增投標(Respective AMBI)策略 .....	20
第 5 章 實驗模擬與結果 .....	22
第 5.1 節 實驗環境及參數設定 .....	22
第 5.2 節 通用上升拍賣 .....	29
第 5.3 節 共同固定式最小遞增投標 .....	30
第 5.4 節 個別固定式最小遞增投標 .....	31
第 5.5 節 共同可調式最小遞增投標 .....	33
第 6 章 結論與未來展望 .....	40
參考文獻 .....	42
一、中文部份 .....	42
二、西文部份 .....	43

## 表 目 錄

表 5-1：廣告位置的點擊機率(CTR) .....	23
表 5-2：廣告客戶對廣告位置的認定價值(Valuation).....	25
表 5-3(A)：廣告客戶(1~10)的初始投標比率(IBR).....	26
表 5-3(B)：廣告客戶(10~20)的初始投標比率(IBR) .....	27

## 圖 目 錄

圖 1-1： Google 搜尋「平板電腦」關鍵字的廣告頁面.....	4
圖 1-2： Yahoo 搜尋「平板電腦」關鍵字的廣告頁面 .....	4
圖 5-1：通用上升拍賣策略的廣告收益與收斂速度.....	29
圖 5-2：共同固定式最小遞增投標策略的廣告收益與收斂速度..	30
圖 5-3：個別固定式最小遞增投標的廣告收益與收斂速度.....	33
圖 5-4：常數函數 $f_1$ 的廣告收益與收斂速度.....	35
圖 5-5：等差函數 $f_2$ 的廣告收益與收斂速度.....	36
圖 5-6：等比函數 $f_3$ 的廣告收益與收斂速度.....	37
圖 5-7：混合函數 $f_4$ 的廣告收益與收斂速度.....	39

# 第1章 緒論

網際網路(Internet)蓬勃發展，使用網際網路的動機，基本上不外乎為了獲得資訊及為了執行程式以解決某種問題。當本研究將電腦連上網際網路後，資訊及程式可取自網路。網際網路的好處包括：可共享資訊及資源，可方便資訊交換，可提高使用者之機動性等。目前，全世界有許多種網際網路資源，各架設於不同的網路通訊協定上運作。根據資策會(Market Intelligence & Consulting Institute; MIC)研究，2010 年全球聯網終端有 100 億個，預估到 2020 年將超過 500 億個。2010 年全球網路使用人口 18 億人，預估到 2030 年將再增加 10 億人，佔全球總人口數三分之一。目前，全球每月網路搜尋次數超過 1000 億次，消費者使用社交網路的時間佔總上網時間 25%。MIC 預估 2013 年手機上網人數將超過電腦上網人數，此外，隨著 Apple 線上程式應用商店全球下載次數突破 100 億次，數位應用將更平價化與生活化（資策會，2011）。

然而，在浩瀚的網際網路中，資料分布在世界各地，如何以最快的速度找到你想要的資料，這是目前最夯的話題。除了使用高竿的資料採礦(Data Mining)技術(尹相志，2009)，一般人最常用的就是網際網路搜索引擎(Search Engine)。當人們使用搜索引擎進行資料檢索，

取得來自世界各地的巨量資訊，這些資訊源源不絕地透過網際網路散佈、傳播，也影響到網路廣告曝露與被瀏覽或點選的機會，進而影響網路廣告的效果和商機。尤其網際網路普及率的提升，提供了電子商務發展良好的基礎，網路已經成為僅次於傳統實體通路外的重要銷售管道(徐于婷，2011)。許多廠商都必需要在網路上進行廣告及促銷，因此在搜索引擎的搜尋結果安排適當的廣告資訊，也進一步促使線上廣告的大幅成長，為網路搜尋和廣告市場帶來新的革命性變化(蘇建州，2010)。

隨著搜索引擎的興起，網際網路更容易尋找資料。越來越多的企業利用網際網路進行廣告、行銷與拍賣，因此許多網際網路活動造就了巨大的機遇和商機。近年來搜尋引擎在利潤創造或市場價值創造方面均有驚人表現。根據 Nielsen Online 統計全球搜尋引擎的搜尋次數從 2006 年 7 月的 60 億次，到 2007 年的 78 億次，顯示全球使用者對於搜尋引擎使用的快速成長 (Nielsen Online，2011)。此外市場研究機構 comScore 分別在 2008 年和 2009 年針對在家庭和工作地點使用搜尋引擎用戶進行調查，以使用者使用搜尋引擎次數統計，單單 2009 年 12 月全球搜尋次數就已經高達 1310 億次，全球搜尋引擎區域市場規模：美國居第一有 220 億次、中國第二有 132 億次、日本第三有 91 億次(comScore，2011)。

更重要的是，網際網路創造了一個具有數十億美元的線上廣告(Online Advertising)市場(Bu, 2010)。在線上廣告市場中，目前具有最巨大利益的方式，乃是利用搜索引擎進行廣告版面的拍賣，被稱為贊助商搜索拍賣(Sponsored Search Auction)(Edelman, 2007)。最有名且獲利最多的搜索引擎是 Google，近年來利用搜索引擎進行廣告，並經由使用者點擊而獲利。Google 的價值在於其技術與商業模式上的創新，故創新已是高科技產業競爭力的主要來源，而搜尋引擎產業更是高科技產業中不斷有爆發性創新的佼佼者，且其創新往往對一個國家的經濟、文化、政治等層面產生重大的影響(趙國仁, 2009)。

目前網際網路上的搜索引擎如 Google、Yahoo 和 MSN 的廣告，通常會顯示在搜索結果的頁面邊沿，針對於每個關鍵字，有一組廣告位置(Advertisement Slot)出售，每個廣告客戶(Advertiser)選擇他感興趣的關鍵字和廣告位置，並為每個關鍵字進行出價(Bu, 2008c)。舉例而言，圖 1-1 為 Google 搜尋「平板電腦」關鍵字的廣告頁面、圖 1-2 為 Yahoo 搜尋「平板電腦」關鍵字的廣告頁面。一般而言，出價越高，得到的位置更高。當廣告隨著搜索結果(Search Results)顯示在用戶端，廣告客戶的收費的方式，只有在用戶點擊廣告時才會收費，這是眾所周知的“點擊付款 (Pay-Per-Click)”(Yang, 2004)。



圖 1-1：Google 搜尋「平板電腦」關鍵字的廣告頁面



圖 1-2：Yahoo 搜尋「平板電腦」關鍵字的廣告頁面

針對關鍵字的廣告位置而言，當廣告客戶的出價行為達到市場平衡而不再改變出價時，搜尋引擎的收益也就能穩定估算。關鍵字和廣告位置的拍賣問題，目前有許多相關的研究，有些關鍵字拍賣方式，廣告客戶彼此以些微差距來提高出價，常造成贊助商搜索拍賣進行緩慢，也讓搜尋引擎的收益無法穩定成長(Edelman, 2007)。因此，本文期望探討各種關鍵字拍賣方法，並比對其收益以提供搜索引擎及廣告商之參考依據。

## 第2章 文獻探討

### 第2.1節 關鍵字搜尋(Keyword Search)

關鍵字搜尋(Keyword Search)乃基於資訊需求，以關鍵字建構出一個問項，依據問項而滿足其必須達到的目標。關鍵字的選擇對於檢索的結果，往往佔很重要的因素，此外使用者的屬性及環境變數對關鍵字搜尋的過程中也很重要。以往相關的研究發現，人種、年紀、關鍵字種類會影響搜尋成功率，唯獨性別不會影響(Weideman, 2004)，唯在類似的研究中，也有關於使用者性別的研究，其發現女性通常比男性更加頻繁的利用外部搜尋來尋找答案(Hawkin, 2001)。有些研

究討論使用關鍵字搜尋的目的約可分成三類 (Broder, 2002): 領航搜尋導向 (Navigational)、資訊搜尋導向 (Informational) 及交易搜尋導向 (Transactional), 且搜尋引擎在領航與資訊搜尋導向方面做的很成功, 但是相對於交易搜尋導向則效率較差。關鍵字搜尋目的相關的研究可以延伸探討, 為了瞭解使用者的網頁搜尋目標, 有些文獻將交易搜尋導向分類改成資源為目標的分類 (Rose, 2004), 且其分類為下列三種: 領航搜尋目標 (Navigational)、資訊搜尋目標 (Informational) 及資源搜尋目標 (Resource)。從過去的研究結果可以發現, 領航搜尋的頻率並不如想像中的高, 而資訊搜尋為目標卻佔了一半以上, 另外資源搜尋的比例也降低了。

## 第2.2節 通用第一價格拍賣 (Generalized First Price Auction)

拍賣是古老商業形式的一種, 也是有效率的交易方式。隨著網際網路的大眾化, 相較於傳統拍賣, 線上拍賣已經是較有效率的交易方式 (張君豪, 2009)。無論是線上或非線上的拍賣, 都必須有一個機制來決定得標價格。其中, 通用第一價格拍賣簡稱為 GFP, 為拍賣中最初始的一種得標價格的計算機制, 贏得競標的人要付的錢, 即為目前得標的價錢 (David, 2007)。一般而言, 通用第一價格拍賣是一種密封式拍賣, 並且廣告商出價比較具有同時性, 而非循序性; 眾多廣告商

以線上的網路投標方式來拍賣關鍵字的廣告位置，出價最高者將以其原始出價獲取關鍵字的廣告位置。在競價的過程中，廣告商不知道參加拍賣的總人數及得標的價格。因此廣告商得標後，往往會想再壓低價錢，因為第二順位的價格，可能比自己的估價要低了許多。這樣的特性讓通用第一價格拍賣，無法適用於線上多回合的關鍵字拍賣機制，也不容易提升搜尋引擎的收益(Edelman, 2007)。此外，通用第一價格拍賣的成交價格會隨著拍賣的順序而變動，尤其在部分情況下，成交價格會隨著拍賣的順序而下滑(申維綱, 2010)。以台北花卉批發市場的拍賣資料為例，台北花市也存在著成交價格下滑的現象。成交價格不但有下滑的現象，且下滑的幅度有遞減的趨勢。下滑的原因通常是投標者對通用第一價格拍賣的風險趨避心態來調整價格。成交價格下滑的現象也讓通用第一價格拍賣，無法適用於線上多回合的關鍵字拍賣機制。

### 第2.3節 通用第二價格拍賣(Generalized Second Price Auction)

通用第二價格拍賣簡稱為 GSP，為改良通用第一價格拍賣的一種收費機制，贏得競標的人要付的錢為排名在此人後面一位的出價(Edelman, 2007)。所謂 GSP 收費機制，是當出價最高價者得標，而已得標者所要給付的金額為第二高的價格。在拍賣時，每個競標廣告

商只要喊出自己對於貨品的估價，就絕不吃虧。舉例來說，數個玩家競標一件貨品，每個玩家各自都對這件貨品有個估價，之後每個人同時出一個價錢並互相比較，出最高價者得標。很單純地看，當一個玩家以低於其估價的價錢得標，他的獲益便是估價與「得標價」的差值，「得標價」取決於拍賣模式，例如可能是最高出價也可能是第二高價。相反地，當他以高於其估價的價錢得標，他便損失得標價和估價的差值；如果他沒得標，則不賺不賠(Yang, 2004)。以數學式表示的話：假設有  $N$  個廣告客戶要競爭  $K$  個廣告位置(假設  $N > K$ )，在這些廣告客戶出價後，由搜尋引擎對廣告進行排序，e.q. 依廣告客戶的出價高低排序  $b_1 \geq b_2 \geq \dots \geq b_N$ ，其中廣告客戶  $ad_1 \sim ad_K$  的出價  $b_1 \sim b_K$  較高，因此取得  $K$  個廣告位置，而位置排在第  $i$  個廣告位置( $i$ -th slot) 的廣告客戶  $ad_i$  所要支付給搜尋引擎的錢為排在他後面第  $i+1$  個廣告位置的廣告客戶的出價  $b_{i+1}$ 。也就是位在  $slot_1$  的  $ad_1$  要支付的給搜尋引擎的費用為在第 2 個廣告位置的  $ad_2$  的出價  $b_2$ ，而  $ad_2$  的費用則是位在  $slot_3$  的  $ad_3$  之費用  $b_3$ ，依此類推(Deng, 2010)。

跟通用第一價格拍賣來比較，若採「通用第一價格」模式，每個玩家都沒有「不吃虧策略」，亦即不可能存在一個固定出價，使得無論其餘玩家如何出價都能在那種形勢下獲益最多。舉例而言，假設有個固定出價  $x$  滿足前面的敘述。現在只要第二高的出價比  $x$  還要低

(亦即目前考慮的玩家得標)，這個情況下  $x$  就不是最好的，因為玩家可以調低  $x$  而得到更好的獲益。

反之，若採「通用第二價格」模式，這時玩家就有「不吃虧策略」了，也就是一開始所提的「直接出自己的估價」。令「除自己以外的所有出價」當中最高者為  $y$ ，即當玩家得標時必須付出的價錢。

當  $y$  大於估價，贏了只有傷害沒有好處，所以玩家應該出比  $y$  小的價錢以便全身而退。 $y$  是任意的，所以出價應當小於等於估價。

當  $y$  小於等於估價，玩家便應當出最高價（即大於  $y$  的價錢）得標，因為獲益是正的。 $y$  任意，所以出價應當大於等於估價。

綜合兩個情況的分析，就得知應當喊出自己的估價。

## 第2.4節 上升拍賣(Ascending Auction; AA)

上升拍賣(AA)是古老商業形式的一種。隨著網際網路的大眾化，上升拍賣已經被普遍使用於線上網路拍賣。大多數的線上拍賣是假設拍賣場數是單一的，但是事實上單一個拍賣可以被分割成數個序列的拍賣。拍賣利益產生模式，設定兩個可控制參數，拍賣批量和拍賣增額，以達到最佳化拍賣利潤。上升拍賣的方式是指一開始出價的價格為低價格，然後依照競標者出價來提升價格，直到最後的競標者出價為止，這個價格為最高賣價，最後競標者為得標人(Bu, 2008b)。當

拍賣人採用公開目前的出價等資訊的拍賣時，為了拍賣會能夠順利進行，通常會規定出價者只能提高出價或是維持先前的出價，本研究稱之為上升拍賣。其好處之一，可以避免買家任意改變出價，例如：目前的贏家在確認他不改變得勝地位的情況下逕自降低出價。其好處之二，能使買家逐次地顯示他心中的認定價值。而這些可以保障拍賣人的收益。另一方面，公開目前出價也能讓買家獲得其他人的出價資訊，藉以修改對於拍賣物的認定價值或是變更出價策略(Bu, 2008a)。

本研究參考 Klemperer 的論文來舉例說明上升拍賣，於 1999 年德國以一次多組的上升拍賣規則銷售 10 組的頻道，此次上升拍賣的出價必須高於上次出價的 10%。出價者 Mannesmann 是德國的第二大固定有線電話和互聯網公司，Mannesmann 第一次對 1-5 組出價 1818 萬馬克，對 6-10 出 2000 萬馬克；另一個競價者 T-Mobile 是一家跨國行動電話運營商，它是德國電信的子公司，屬於 Freemove 聯盟。T-Mobile 出價少於第一次，這個重點在於 2000 萬馬克近似於 1818 萬馬克的 10%。T-Mobile 了解出價於 2000 萬馬克到 1-5 組，而不是出價於 6-10 這組上面，這樣子就不會受到其他公司的挑戰，造成雙贏的局面(Klemperer, 2002)。

由上面例子可知上升拍賣可以很容易的處罰競爭者，T-Mobile 清楚的了解到，如果他繼續在 6-10 這組出價則 Mannesmann 可能會在

1-5 組提高價錢以茲報復，因此上升拍賣具有競爭、妥協與抉擇的特性。

## 第2.5節 最小遞增投標(Minimum Bid Increment; MBI)

在連續投標的拍賣活動中，經常出現相互之間的競爭：出價者之間輪番地以極小幅度差距來提高出價，這樣的現象讓拍賣進行得沒有效率，花費了出價者和拍賣人的時間以及溝通成本(Bu, 2008b)。為了避免如此的競爭現象，由拍賣人制定一個最小遞增投標(MBI)，而買家要提高出價則至少要提高規定的最小遞增投標金額以上的差額，如此，拍賣會的進行將更有效率，減少拍賣人與買家的時間成本。

於贊助商搜索拍賣中引入最小遞增投標可以加快拍賣的進行。假設達市場平衡時的收益相同，於拍賣進行中廣告客戶的出價如果上升的快，將可以為搜尋引擎提供較多的收益。

## 第2.6節 投標等級(Bid Level)

為了避免買家以極小的差額來提高出價，除了最小遞增投標的方法，也有人使用投標等級與拍賣底價的方法(Zhang, 2009)。投標等級意含著拍賣人期望買家能夠出到如此的價格，當本研究把投標等級減去買家目前的出價後即相當於最小遞增投標。此外，投標等級是允許的出價價格，若買家提出其他的價格將不被接受。拍賣人事先訂定

一組自己可以接受的投標等級，在拍賣會開始前由拍賣人公佈全數的投標等級，或者於拍賣進行時逐一的公佈目前的投標等級。於上升拍賣中加入投標等級可以加快拍賣的進行，並且為拍賣人與買家省下溝通的成本和時間，但是拍賣人使用投標等級的收益比起在連續拍賣的狀況下的收益要來得少，因此訂定合宜的投標等級與底價將可以於改善拍賣人的收益(Zhang, 2009)。

由於引入投標等級與底價的關係，遞增投標後的價格或是下個投標等級已超出買家所認定的價值，將使得擁有最高認定價值的買家不被保證一定可以得標。

## 第2.7節 局部不羨慕(Locally Envy-Free)

關鍵字的連續性拍賣活動達到市場平衡時，搜尋引擎的收益最後會達到穩定的狀況(Bu, 2008a)。當廣告客戶  $ad_i$  位在第  $i$  個廣告位置  $slot_i$ ，若他在其他的位置  $\{slot_j \mid j \neq i\}$  的利益沒有比他在原本位置  $slot_i$  的利益來得高，他將不羨慕其他的位置且不會改變出價，本研究稱之為不羨慕(Envy-Free)。而位在  $slot_i$  的  $ad_i$  若為局部不羨慕(Locally Envy-Free)，則他於前後的位置  $slot_{i-1}, slot_{i+1}$  的利益比起他在  $slot_i$  的利益沒有來得高，且  $ad_i$  亦不會提高出價(Bu, 2008a)。

## 第3章 研究方法

### 第3.1節 拍賣模式

早期的傳統拍賣模式因為交易成本較高，使得固定價格的交易方式，但由於網際網路的興起使得交易成本降低，並破除時間空間的限制，讓拍賣模式因此有了重大的改變。而近年來，網際網路上成立了許多家拍賣網站，其中以 ebay、yahoo 較為有名。這些網站提供拍賣機制供買賣雙方完成交易，網站上拍賣的商品大部份是價格比較無法確定的商品，例如新上市的商品、二手商品、藝術品、古董等。這些拍賣網站的參與者，不需要和傳統拍賣場一樣共處一室，即可透過網路進行拍賣，但拍賣期間，買方還是要自己經常上線了解拍賣情形並進行喊價，非常麻煩且浪費時間。

### 第3.2節 投標模式

在連續投標(Continuous Bidding)的情況下，廣告客戶  $ad_i$  的出價只要比  $ad_j$  的出價多出少許， $ad_i$  就可以排在  $ad_j$  的前面。在下個回合  $ad_j$  再比  $ad_i$  的出價多出些許，就換成  $ad_j$  排在前面。在彼此反覆地以些微差距提高出價的競爭之下，最終拍賣人的收益將決定於他們之中次低的認定價值。在上進一步討論廣告客戶的投標模式，例如：廣

告客戶若以最小遞增投標(MBI)來提高價格來贏過其他人，搜尋引擎的收益是否能獲得改善？若於贊助商搜索拍賣中加入特定的投標模式是否能加快達市場平衡的速度？若最小遞增投標的遞增值越大是否達到市場平衡的速度也會越快？這裡所謂的市場平衡是在拍賣中廣告客戶 ads 不再改變他們的出價，且搜尋引擎的設定(例如：最小遞增投標的遞增值)亦不再改變，而處於一穩定狀態。

### 第3.3節 問題定義

假設有一搜尋引擎，在其結果頁面有  $K$  個廣告位置(Advertising Slot)  $\{ slot_i \mid i=1,2,\dots,K \}$ ，並且假設這些廣告位置的點擊率(Click-Through Rate)分別為  $\{ \theta_i \mid i=1,2,\dots,K \}$ ，因為廣告位置具有點擊率之差異，在失常理規則下假設  $\theta_1 \geq \theta_2 \geq \dots \geq \theta_K$ 。另外，有  $N$  個廣告客戶  $\{ ad_j \mid j=1,2,\dots,N, N \geq K \}$  希望搜尋引擎能把他們的廣告刊登在結果頁面上，他們要競爭這  $K$  個廣告位置。假設這些廣告客戶 ads 都對同一個關鍵字有興趣，他們的認定價值各自為  $\{ v_j \mid j=1,2,\dots,N \}$ ，而廣告客戶對此關鍵字的出價分別為  $\{ b_j \mid j=1,2,\dots,N \}$ ，且出價將不會超過其認定價值， $(b_j \leq v_j, \forall j)$ 。

### 第3.4節 計費方式

當一個使用者的查詢進來，搜尋引擎收集與關鍵字符合的廣告，

並且按照廣告客戶的出價高低來排序這些廣告，接著把搜尋結果與廣告一併顯示給使用者。如果使用者點擊了第  $i$  個位置( $slot_i$ )的廣告，搜尋引擎才會對廣告客戶  $ad_i$  收費。若採用「通用第二價格」模式來收費，對於位在  $slot_i$  的  $ad_i$  收取的費用  $p_i$  為他的下一位  $ad_{i+1}$  的出價，即  $p_i = b_{i+1}$ 。此時搜尋引擎可以規定上升拍賣(AA)並具有最小遞增投標(MBI)的價格限制來提高出價，因此搜尋引擎必須提供給每位廣告客戶  $ad_i$  他目前第  $t$  回合的位置  $slot_i$ 、費用  $p_i$  和他前一位  $ad_{i-1}$  的出價  $b_{i-1}$ ，以及  $ad_i$  他在下個第  $t+1$  回合必須提高最少  $MBI_i(t)$  的出價等資訊。而  $ad_i$  若想獲取更好的位置  $slot_{i-1}$  則他於回合  $t+1$  要提高出價， $b_i(t+1) > b_i(t)$ ，並且提高的價格不能小於  $MBI_i(t)$ ，例： $b_i(t+1) \geq b_i(t) + MBI_i(t)$ ，否則他就維持在回合  $t$  時的出價  $b_i(t+1) = b_i(t)$ 。

如此接連多次回合地反覆進行的贊助商搜索拍賣。搜尋引擎一方以改善收益為目的，於下個回合  $t+1$  前重新設定每位廣告客戶  $ad_i$  的最小遞增投標的遞增值  $MBI_i(t)$ 。另一方廣告客戶  $ad_i$  為了最大化他的利益，若他在前面位置  $slot_{i-1}$  的利益比起在  $slot_i$  的利益要高， $u_i(i-1) > u_i(i)$ ，他於下個回合就會提高出價，反之就維持上個回合的出價。

### 第3.5節 研究假設

本論文的研究假設即是以局部不羨慕(Locally Envy-Free)當成搜尋引擎的收益最後達到穩定的狀況。也就是說，若廣告客戶  $ad_i$  為局部不羨慕，則假設他將不會再改變出價(Bu, 2008a)。由於每回合有最小遞增投標的拍賣規則，對於排在第  $i$  個位置( $i$ -th slot)的  $ad_i$ ，他不能降低出價來讓他的廣告出現在後面的位置，只能決定是否提高出價來前進到前面的位置。如果廣告客戶  $ad_i$  在前面一個位置  $slot_{i-1}$  的利益  $u_i(i-1)$  比起在目前位置的利益  $u_i(i)$  沒有比較高，他將不羨慕  $slot_{i-1}$  這個位置並且不會提高出價。

## 第4章 投標策略與模式

本論文以兩個觀察角度：(1)拍賣的收斂速度及(2)搜尋引擎的整體收益為主軸，比較幾個可行的投標策略。並以通用第二價格拍賣(Generalized First Price Auction)模式，據以實驗與分析不同的投標策略，對於拍賣的收斂速度及搜尋引擎的整體收益的影響。探討的投標策略包括：通用上升拍賣(GAA)、共同固定式最小遞增投標(CFMBI)、個別固定式最小遞增投標(RFMBI)、共同可調式最小遞增投標(CAMBI)、個別可調式最小遞增投標(RAMBI)。

#### 第4.1節 通用上升拍賣(General Ascending Auction)策略

通用上升拍賣(GAA)策略是指廣告商一開始以較低的價格出價，然後依照其他競標者的出價來慢慢提升價格。當拍賣人採用公開目前的出價等資訊的拍賣時，為了拍賣會能夠順利進行，通常會規定出價者只能提高出價或是維持先前的出價。若廣告客戶  $ad_i$  在的第  $t$  回合出價  $b_i(t)$  贏得廣告位置  $slot_i$ ，其它廣告客戶  $ad_j$  假若想贏得  $slot_i$ ，則他必須在下一回合( $t+1$ )提高出價，且必須超過  $b_i(t)$ 。通用上升拍賣並沒有設定最小的投標遞增值，只要提高出價或是維持先前的出價即可，因此遞增模式為：

$$MBI(t) = 0, \quad \forall t$$

#### 第4.2節 固定式最小遞增投標(Fixed MBI)策略

通用上升拍賣並沒有設定最小的投標遞增值，常常造成拍賣時間冗長，降低搜尋引擎的整體收入。為了提高效率，固定式最小遞增投標(FMBI)策略可以藉由規定固定的最小遞增值 MBI，來縮短拍賣收斂的時間。在拍賣中 MBI 值將不隨著回合進行而改變，因此設定不同大小的 MBI 值可以觀察 MBI 值的大小對於搜尋引擎收益的影響。當 MBI 值變大，ads 容易受到超出其認定價值的限制，

$b_i(t) + MBI > v_i$ ，而不會提高出價。因此本研究預期隨著 MBI 值變大，收斂速度隨之加快，但搜尋引擎的收益將逐漸變少。固定式最小遞增投標策略，可區分為兩類：共同固定式最小遞增投標(Common FMBI)與個別固定式最小遞增投標(Respective FMBI)。

#### 第4.3節 共同固定式最小遞增投標(Common FMBI)策略

在共同固定式最小遞增投標(CFMBI)策略中，每位競標的廣告客戶都採取相同且固定的最小遞增投標值。此策略可以避免搜尋引擎設定太多的最小遞增投標值，但無法針對投標者不同的屬性，來防止不當的投標次數。共同固定式最小遞增投標策略的遞增模式為：

$$MBI(t) = c, \forall t \text{ \& } c \in Z^+$$

#### 第4.4節 個別固定式最小遞增投標(Respective FMBI)策略

在個別固定式最小遞增投標(RFMBI)策略中，搜尋引擎必須針對每位競標的廣告客戶設定不同的最小遞增投標值，而且這些遞增投標值在整個投標過程都是固定不變。此策略可以針對投標者不同的屬性，來設定不同的最小遞增投標值，來防止不當的投標次數。在多回合最小遞增投標拍賣中，本研究假設廣告客戶  $ad_i$  於下個回合  $t+1$  前，依照目前廣告位置的利益  $u_i(i)$  及最小遞增投標的遞增值

$MBI_i(t)$ ，來決定是否提高投標的價格。每位廣告客戶  $ad_i$  必需以超過最小遞增投標的遞增值  $MBI_i(t)$  來設定最小遞增投標的投標值。若廣告客戶 ads 以大幅差距提高價格來贏過其他人，將可以改善搜尋引擎的收益。並且當最小遞增投標的遞增值越大，贊助商搜索拍賣也將更快達市場平衡。個別固定式最小遞增投標策略的遞增模式為：

$$MBI_i(t) = c_i, \forall i, t \text{ \& } c_i \in Z^+$$

#### 第4.5節 可調式最小遞增投標(Adaptive MBI)策略

在多回合最小遞增投標拍賣中，設定較大的最小遞增值可以加快收斂，但太大的最小遞增值 MBI 卻可能降低投標的意願。因此較佳的策略是使用可調式最小遞增投標(AMBI)策略，在不同的時間點，設定不同且合適的 MBI 值，若使得 ads 以大幅差距提高價格來贏過其他人，將可以改善搜尋引擎的收益。並且當 MBI 值越大，將更快達市場平衡，但 MBI 值過大將導致搜尋引擎收益減少。可調式最小遞增投標策略，可區分為兩類：共同可調式最小遞增投標(Common AMBI)與個別可調式最小遞增投標(Respective AMBI)。

#### 第4.6節 共同可調式最小遞增投標(Respective AMBI)策略

在共同可調式最小遞增投標(CAMBI)中，每位競標的廣告客戶都

採取相同且可調的最小遞增投標值。搜尋引擎在不同的時間點( $t$ )，針對所有的廣告客戶統一調整共同的最小遞增投標  $MBI(t)$  值，此策略可以在不同的時間點設定適當的  $MBI$  值，亦可避免搜尋引擎設定太多的  $MBI$  值，但是卻無法針對投標者不同的屬性來進行不同的設定。共同可調式最小遞增投標策略的遞增模式為：

$$MBI(t) = \begin{cases} c & t \leq 1, c \in Z^+ \\ f(b(t-1) - b(t-2)) & t > 1 \end{cases}$$

其中  $f$  函數是依照前兩個回合  $t-1$  及  $t-2$  的出價之增量，來決定下一個回合的最小的遞增值  $MBI(t)$ 。假設廣告客戶  $ads$  於同一回合  $t$  是共用相同  $MBI(t)$ ，並在一開始  $MIP$  設定為  $c$ 。在拍賣過程中，只要有任一廣告客戶提高出價，則代表廣告客戶彼此間可能有提高價格的空間。因此本研究將把  $MBI(t)$  利用  $f(b(t-1) - b(t-2))$  函數來提升  $MBI$  值，讓  $ads$  於下回合能以較大差距來競價。反之，若所有的廣告客戶都維持目前的價格，即表示所有  $ads$  認為目前的  $MIP$  太大。本研究利用  $f(b(t-1) - b(t-2))$  函數來把  $MBI$  減少，以期望在減少後能令廣告客戶願意提高出價。

#### 第4.7節 個別可調式最小遞增投標(Respective AMBI)策略

在個別可調式最小遞增投標(RAMBI)策略中，搜尋引擎針對每位

競標的廣告客戶在不同的時間點設定不同且適當的最小遞增投標值，而且這些遞增投標值，在整個投標過程，都會依照投標情況做適當的調整。此策略可以針對投標者  $ad_i$  不同的屬性，在不同的時間點  $(t)$  設定不同的  $MBI_i(t)$  值，來最佳化投標結果。在多回合最小遞增投標拍賣中，把 MBI 值加上可調整性，期望能消除固定 MBI 值很大時的問題，而改善搜尋引擎的收益。另外，設定太小的 MBI 值是沒有意義，例： $MBI_i(t) < b_{i-1}(t) - b_i(t)$ ， $ad_i$  若想贏得  $slot_{i-1}$  則他提高出價的差距一定超過  $MBI_i(t)$ 。本研究假設  $MBI_i(t) \geq b_{i-1}(t) - b_i(t) + \varepsilon$  ( $\varepsilon$  為一個小數)，並期望藉由設定有效的  $MBI_i(t)$  可以加快拍賣達市場平衡。個別可調式最小遞增投標策略的遞增模式為：

$$MBI_i(t) = \begin{cases} c_i & t \leq 1, c_i \in \mathbb{Z}^+ \\ f(b_i(t-1) - b_i(t-2)) & t > 1 \end{cases}$$

其中  $f$  函數是依照前兩個回合  $t-1$  及  $t-2$  的出價之增量，來決定下一個回合的最小的遞增值  $MBI_i(t)$ 。假設不同的廣告客戶  $ad_i$  於同一回合  $t$  是使用不同的  $MBI_i(t)$ ，並在一開始把廣告客戶  $ad_i$  的  $MBI_i(t)$  設定為  $c_i$ 。在拍賣過程中，只要廣告客戶  $ad_i$  提高出價，則代表此廣告客戶可能有提高價格的空間。因此本研究把廣告客戶  $ad_i$  下一回合的出價  $MBI_i(t)$  利用  $f(b_i(t-1) - b_i(t-2))$  函數來提升 MBI 值，讓  $ad_i$  於下回合能以較大差距來競價，而除了  $ad_i$  之外其他的廣告客戶並不

會受到影響。反之，若廣告客戶  $ad_i$  都維持目前的價格，即表示  $ad_i$  認為目前的  $MBI_i(t)$  太大。本研究利用  $f(b_i(t-1)-b_i(t-2))$  函數來把廣告客戶  $ad_i$  下一回合的減少，以期望在減少後能令廣告客戶  $ad_i$  願意繼續提高出價。

## 第5章 實驗模擬與結果

本論文以兩個觀察角度(1)拍賣的收斂速度及(2)搜尋引擎的整體收益為主軸，比較幾個可行的投標策略。並以通用第二價格拍賣 (Generalized First Price Auction) 模式，據以實驗與分析不同的投標策略，對於拍賣的收斂速度及搜尋引擎的整體收益的影響。探討的投標策略包括：通用上升拍賣(GAA)、共同固定式最小遞增投標(CFMBI)、個別固定式最小遞增投標(RFMBI)、共同可調式最小遞增投標(CAMBI)。

### 第5.1節 實驗環境及參數設定

本研究以實驗模擬的方式探討各種投標策略的效能。由於不同的實驗環境及參數設定，對於實驗會有不同的模擬結果，因此為求實驗之公平性及問題模型之穩定性，事先用亂數產生實驗環境參數之案例

(Instance)，並由所有的實驗案例求其平均值，以確保整體比較之公平性及之穩定性。本研究將表 5-1~表 5-3 的設定做排列組合產生 20\*1\*20 共 400 個案例來進行實驗，並將結果平均值加以統計分析。

實驗環境為 N=20 個廣告客戶要來競爭 K=10 個廣告位置 (Advertising Slots)。首先假設這 10 個廣告位置 slot1 至 slot10 的點擊機率 CTR(Click Through Rate)為均勻分布(Uniform Distribution)。但是在一般的關鍵字廣告頁面而言，越前面的廣告位置被點擊的機率越高，因此 slot1 至 slot10 的點擊機率係以均勻分布介於 0~1 之亂數做為遞減排列之假設基礎。為了確保比較的公平性，共有 20 組的數據事先用亂數隨機產生(介於 0~1 之間)，實驗時再套用到不同的拍賣策略使用，如表 5-1 所示，共有 20 組預先設定的點擊機率(CTR)。

表 5-1：廣告位置的點擊機率(CTR)

組別	Slot1	Slot2	Slot3	Slot4	Slot5	Slot6	Slot7	Slot8	Slot9	Slot10
#1	0.824	0.797	0.720	0.707	0.678	0.480	0.462	0.212	0.147	0.093
#2	0.987	0.977	0.918	0.734	0.469	0.434	0.408	0.376	0.129	0.098
#3	0.879	0.638	0.620	0.518	0.472	0.424	0.209	0.201	0.139	0.129
#4	0.980	0.964	0.877	0.872	0.871	0.684	0.672	0.374	0.296	0.278
#5	0.822	0.624	0.588	0.558	0.500	0.358	0.357	0.340	0.197	0.146
#6	0.757	0.672	0.587	0.469	0.353	0.221	0.218	0.173	0.156	0.005

表 5-1：廣告位置的點擊機率(CTR)(續)

組別	Slot1	Slot2	Slot3	Slot4	Slot5	Slot6	Slot7	Slot8	Slot9	Slot10
#7	0.986	0.792	0.473	0.203	0.169	0.162	0.132	0.123	0.120	0.065
#8	0.619	0.614	0.565	0.492	0.423	0.272	0.243	0.156	0.139	0.076
#9	0.882	0.876	0.841	0.804	0.683	0.661	0.551	0.480	0.226	0.044
#10	0.788	0.723	0.642	0.503	0.464	0.384	0.314	0.184	0.184	0.012
#11	0.973	0.934	0.765	0.655	0.615	0.586	0.476	0.287	0.220	0.189
#12	0.990	0.986	0.961	0.913	0.821	0.766	0.511	0.230	0.149	0.112
#13	0.946	0.808	0.794	0.628	0.545	0.520	0.460	0.448	0.409	0.106
#14	0.855	0.816	0.762	0.584	0.565	0.330	0.293	0.149	0.132	0.039
#15	0.981	0.863	0.685	0.675	0.642	0.573	0.464	0.403	0.399	0.189
#16	0.919	0.819	0.801	0.654	0.572	0.536	0.400	0.321	0.179	0.089
#17	0.991	0.840	0.745	0.728	0.711	0.477	0.457	0.312	0.253	0.098
#18	0.969	0.914	0.852	0.788	0.784	0.429	0.349	0.282	0.185	0.103
#19	0.894	0.867	0.746	0.469	0.327	0.226	0.118	0.115	0.098	0.071
#20	0.964	0.948	0.827	0.656	0.570	0.383	0.348	0.320	0.236	0.106

針對 10 個廣告位置，20 個廣告客戶分別有其個別認定價值 (valuations)。由於越前面的廣告位置被點擊的機率越高，因此假設每個廣告客戶對越前面的廣告位置的認定價值越高，因此每個廣告客戶對 slot1 至 slot10 的認定價值係以均勻分布介於 0~100 之亂數做為遞減排列之假設基礎。為了確保比較的公平性，每個廣告客戶對廣告位置的認定價值，為遞減排列並事先用亂數隨機產生(介於 0~100 之

間)，實驗時再套用到不同的拍賣策略使用，如表 5-2 所示。

表 5-2：廣告客戶對廣告位置的認定價值(Valuation)

客戶	Slot1	Slot2	Slot3	Slot4	Slot5	Slot6	Slot7	Slot8	Slot9	Slot10
Ad1	90.2	88.0	70.8	63.0	55.8	45.1	36.6	22.9	17.1	12.6
Ad2	97.6	86.4	62.0	57.7	32.3	22.9	17.9	9.9	7.4	5.1
Ad3	91.0	88.1	86.3	61.1	57.7	57.3	48.7	46.6	4.4	1.4
Ad4	86.3	81.3	76.9	66.1	65.1	64.4	62.2	42.6	34.7	13.5
Ad5	92.8	89.5	81.6	77.6	73.7	48.7	40.0	26.4	18.9	11.7
Ad6	92.1	84.7	81.7	75.0	58.3	45.3	32.5	20.9	20.1	7.6
Ad7	85.4	85.3	77.4	70.9	62.6	60.7	54.5	43.3	19.5	14.6
Ad8	82.0	56.1	55.0	49.3	44.8	32.5	23.6	10.1	4.5	0.8
Ad9	82.1	81.6	75.2	50.8	50.8	41.1	40.0	31.9	27.7	9.7
Ad10	93.2	86.8	74.1	72.2	55.2	53.4	50.7	49.0	21.3	7.6
Ad11	99.4	96.5	76.6	76.0	57.7	55.2	24.8	8.9	1.1	1.1
Ad12	98.6	95.7	87.8	87.4	75.3	59.5	58.3	52.8	37.3	34.6
Ad13	89.6	77.2	71.1	66.5	52.3	45.7	27.4	26.5	21.3	17.9
Ad14	88.1	81.4	70.2	52.6	40.9	30.5	26.0	20.3	9.7	2.4
Ad15	99.6	97.1	91.6	85.9	73.0	66.4	58.5	54.9	34.0	32.2
Ad16	84.9	84.4	81.6	78.0	54.7	44.0	26.5	18.9	13.0	5.5
Ad17	95.1	82.1	79.0	63.3	47.0	37.3	19.6	17.8	13.9	4.2
Ad18	99.4	93.4	78.2	69.9	46.9	44.4	27.9	27.1	23.6	18.4
Ad19	93.2	87.8	78.3	52.0	50.5	35.1	29.0	11.0	4.1	3.7
Ad20	96.9	95.0	57.0	55.8	48.2	39.3	28.0	24.1	21.7	14.4

另外，廣告客戶一開始並不直接以他們的認定價值來出價，而是以較低的價格開始出價，初始投標的價格與認定價值之間的比例，稱之為初始投標比率(IBR; Initial Bid Rate)。假設每個廣告客戶心中都有不同的初始投標比率，並以均勻分布介於 0~1 之亂數做為假設之基礎。從第二回合開始，廣告客戶則是依照點擊機率(表 5-1)與認定價值(表 5-2)情況逐一回合來提高出價。為了確保比較的公平性，每個廣告客戶的初始投標比率，共有 20 組的數據事先用亂數隨機產生(介於 0~1 之間)，實驗時再套用到不同的拍賣策略使用，如表 5-3(A)(B)所示。舉例說明初始投標比率的計算方式：當廣告客戶的認定價值與初始投標比率分別為 30 與 0.5，則他於一開始的出價為  $30 \times 0.5 = 15$ 。

表 5-3(A)：廣告客戶(1~10)的初始投標比率(IBR)

組別	Ad1	Ad2	Ad3	Ad4	Ad5	Ad6	Ad7	Ad8	Ad9	Ad10
#1	0.805	0.192	0.818	0.293	0.869	0.825	0.742	0.872	0.543	0.511
#2	0.109	0.599	0.701	0.431	0.428	0.633	0.725	0.441	0.567	0.869
#3	0.717	0.614	0.403	0.512	0.365	0.721	0.352	0.044	0.120	0.804
#4	0.381	0.015	0.156	0.578	0.960	0.292	0.616	0.730	0.351	0.322
#5	0.204	0.432	0.504	0.872	0.776	0.430	0.905	0.317	0.555	0.166
#6	0.569	0.273	0.429	0.236	0.255	0.349	0.701	0.417	0.642	0.269
#7	0.065	0.924	0.145	0.766	0.511	0.306	0.223	0.435	0.297	0.474
#8	0.794	0.100	0.928	0.387	0.894	0.748	0.813	0.126	0.362	0.266

表 5-3(A)：廣告客戶(1~10)的初始投標比率(IBR)(續)

組別	Ad1	Ad2	Ad3	Ad4	Ad5	Ad6	Ad7	Ad8	Ad9	Ad10
#9	0.583	0.337	0.273	0.682	0.867	0.285	0.861	0.147	0.764	0.941
#10	0.869	0.981	0.831	0.590	0.969	0.453	0.922	0.821	0.370	0.443
#11	0.017	0.830	0.788	0.138	0.338	0.376	0.505	0.809	0.458	0.339
#12	0.363	0.206	0.007	0.351	0.451	0.079	0.276	0.350	0.388	0.934
#13	0.689	0.520	0.832	0.354	0.917	0.966	0.678	0.770	0.887	0.367
#14	0.340	0.481	0.401	0.598	0.650	0.732	0.970	0.017	0.719	0.287
#15	0.212	0.403	0.693	0.552	0.300	0.008	0.283	0.856	0.178	0.131
#16	0.518	0.880	0.130	0.839	0.742	0.365	0.740	0.271	0.823	0.389
#17	0.882	0.705	0.461	0.091	0.855	0.848	0.334	0.656	0.109	0.284
#18	0.060	0.563	0.365	0.033	0.158	0.662	0.893	0.810	0.274	0.004
#19	0.590	0.056	0.678	0.945	0.505	0.578	0.458	0.200	0.706	0.552
#20	0.368	0.667	0.827	0.045	0.189	0.579	0.257	0.674	0.640	0.850

表 5-3(B)：廣告客戶(10~20)的初始投標比率(IBR)

組別	Ad11	Ad12	Ad13	Ad14	Ad15	Ad16	Ad17	Ad18	Ad19	Ad20
#1	0.552	0.751	0.794	0.327	0.763	0.677	0.181	0.570	0.649	0.911
#2	0.101	0.120	0.731	0.447	0.420	0.073	0.779	0.019	0.343	0.113
#3	0.430	0.193	0.437	0.176	0.895	0.947	0.689	0.254	0.717	0.507
#4	0.290	0.596	0.883	0.954	0.283	0.933	0.732	0.664	0.177	0.491
#5	0.539	0.119	0.066	0.565	0.233	0.577	0.790	0.543	0.032	0.863
#6	0.377	0.143	0.696	0.195	0.171	0.591	0.594	0.313	0.060	0.163

表 5-3(B)：廣告客戶(10~20)的初始投標比率(IBR)(續)

組別	Ad11	Ad12	Ad13	Ad14	Ad15	Ad16	Ad17	Ad18	Ad19	Ad20
#7	0.912	0.786	0.860	0.609	0.958	0.103	0.424	0.400	0.722	0.529
#8	0.480	0.784	0.771	0.895	0.860	0.731	0.176	0.227	0.811	0.347
#9	0.092	0.775	0.406	0.846	0.628	0.239	0.637	0.372	0.056	0.080
#10	0.849	0.424	0.533	0.347	0.657	0.266	0.699	0.403	0.605	0.671
#11	0.922	0.951	0.805	0.768	0.570	0.918	0.889	0.437	0.041	0.520
#12	0.582	0.571	0.864	0.152	0.210	0.112	0.344	0.350	0.949	0.346
#13	0.808	0.153	0.595	0.401	0.241	0.517	0.362	0.544	0.341	0.107
#14	0.307	0.938	0.887	0.468	0.228	0.884	0.202	0.414	0.267	0.622
#15	0.886	0.952	0.931	0.233	0.366	0.221	0.103	0.664	0.074	0.418
#16	0.697	0.225	0.470	0.105	0.738	0.205	0.204	0.740	0.391	0.532
#17	0.932	0.501	0.833	0.557	0.467	0.592	0.943	0.966	0.466	0.835
#18	0.389	0.705	0.188	0.246	0.264	0.698	0.301	0.527	0.661	0.189
#19	0.089	0.955	0.355	0.731	0.116	0.313	0.695	0.196	0.540	0.855
#20	0.592	0.240	0.715	0.514	0.036	0.680	0.226	0.002	0.348	0.264

本研究將表 1~3 的設定做排列組合產生 20\*1\*20 共 400 個案例來進行實驗，並將結果取其平均值進行統計。本研究把每個不同的投標策略套用相同的實驗案例來進行實驗，紀錄搜尋引擎在每個回合的收益，並且將每組案例計算每個回合的平均收益。本研究比較每個方法在達市場平衡時的平均總收益，也觀察這些方法於拍賣進行過程的

每個回合中，觀察隨著回合進行的平均總收益之變化。

## 第5.2節 通用上升拍賣

首先以通用上升拍賣(GAA)策略進行模擬實驗，並觀察其廣告收益及收斂情況。在第一回合，每個廣告客戶經由表 5-2 廣告位置的認定價值及表 5-3 初始投標比率，來決定第一次投標的價格。在第二回合以後，每個廣告客戶經由表 5-2 廣告位置的認定價值及表 5-1 廣告位置的點擊機率，來決定是否提高出價。在實驗的過程當中，紀錄每組數據的實驗結果，並取其平均值，繪製統計圖形，如下圖所示：

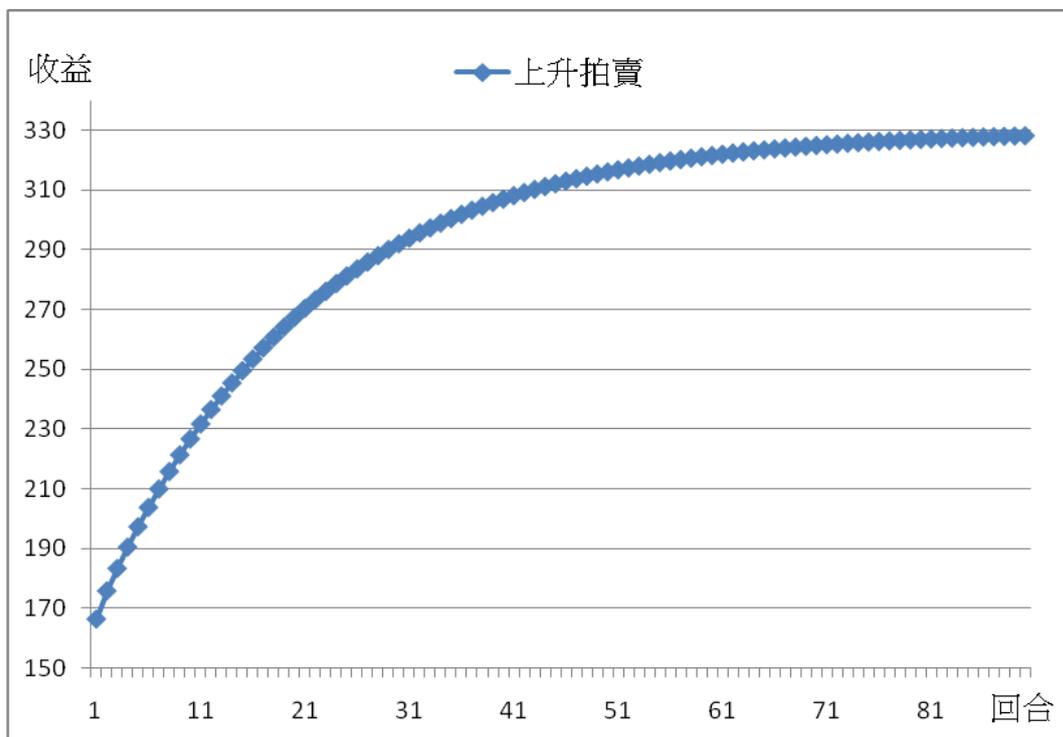


圖 5-1：通用上升拍賣策略的廣告收益與收斂速度

實驗結果顯示，在通用上升拍賣策略進行中，沒有限制出價的最小遞增值，因此投標的收斂速度十分緩慢，大約要經過 80 回合以上才能趨近穩定之拍賣收益。

### 第5.3節 共同固定式最小遞增投標

為了改善通用上升拍賣策略的收斂速度，可以在拍賣過程中，設定大家共同遵守的固定式最小遞增投標值  $c$ ，稱之為共同固定式最小遞增投標(CFMBI)。為了瞭解最小遞增投標值，對整體拍賣的影響，本研究以不同的最小遞增投標值，包括： $c=1$ 、 $c=5$ 、 $c=10$ 、 $c=20$ 、 $c=50$ ，來進行模擬實驗，並觀察廣告收益及收斂速度，如下圖所示：

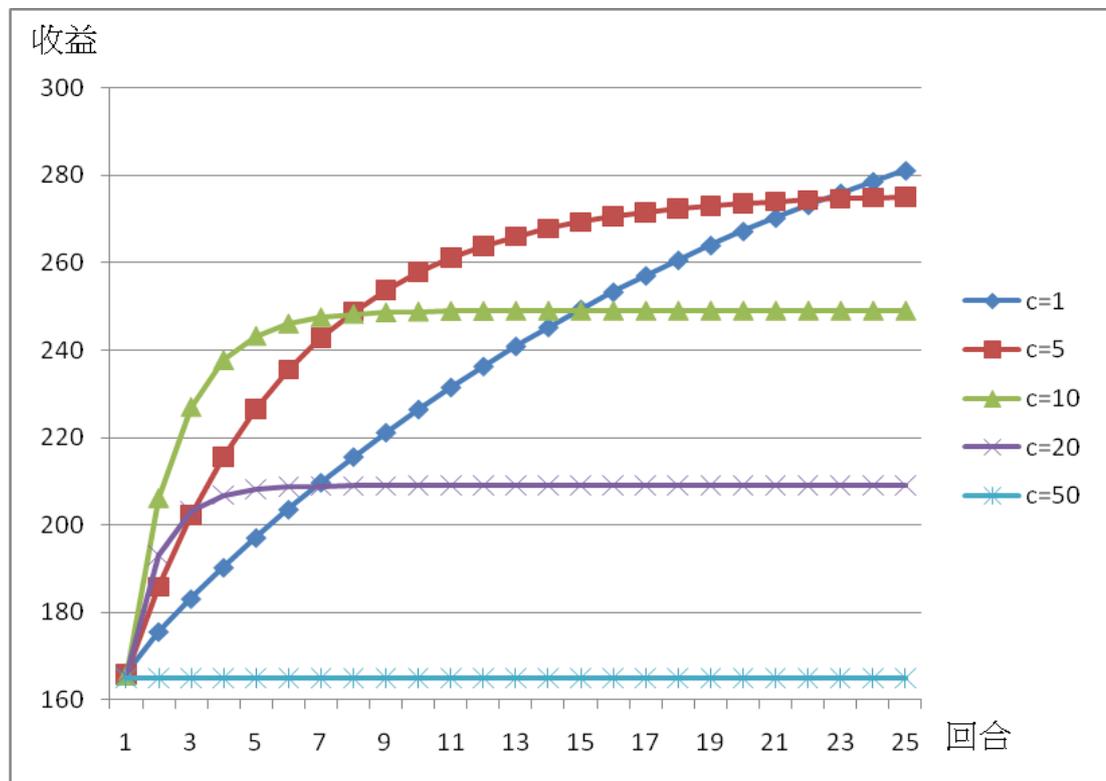


圖 5-2：共同固定式最小遞增投標策略的廣告收益與收斂速度

實驗結果顯示，在共同固定式最小遞增投標策略進行中，限制出價的最小遞增值，會加快投標的收斂速度。當最小遞增值  $c$  越大，收斂的速度越快，但是最後的廣告收益卻越小。尤其當  $c > 50$  時，最小遞增值已經大於廣告位置的平均認定價值，因而造成第二回合之後沒有廣告商願意提高出價。

#### 第5.4節 個別固定式最小遞增投標

在共同固定式最小遞增投標策略的拍賣過程中，大家共同遵守固定的最小遞增投標值  $c$ 。但是往往每個廣告商有不同的投標特性，若能幫每個廣告商設定不同的最小遞增投標值  $c_1$ 、 $c_2$ 、 $c_3$ 、...、 $c_{20}$ ，說不定能增加廣告收益及收斂速度，稱之為個別固定式最小遞增投標 (RFMBI)。為了瞭解不同的最小遞增投標值，對整體拍賣的影響，本研究以廣告商第一次投標的價格來分辨投標特性，並以兩種方式來觀察廣告收益及收斂速度：

(1) 當廣告商第一次投標的價格較高，本研究猜測他下次投標會有較大的遞增投標值。此時本研究將第一次投標最高價格  $b_{max}$  的廣告商，設定最大之最小遞增投標值  $c_{max}$ ，其餘的廣告商  $i$  則依照他們第一次投標的價格  $b_i$ ，分別設定最小遞增投標值為：

$$c_i = \frac{b_i}{b_{\max}} \times c_{\max}, \quad \forall i$$

(2)第二種方法剛好與第一種方法的構想相反，當廣告商第一次投標的價格較低，本研究猜測他下次投標會有較大的遞增投標值。此時本研究將第一次投標最高價格  $b_{\max}$  的廣告商，設定最小之最小遞增投標值  $c_{\min}$ ，其餘的廣告商  $i$  則依照他們第一次投標的價格  $b_i$ ，分別設定最小遞增投標值為：

$$c_i = \frac{b_{\max}}{b_i} \times c_{\min}, \quad \forall i$$

接下來利用實驗模擬方式，比較這兩種方法與共同固定式最小遞增投標策略的差異。利用三種不同的最小遞增投標值，包括：共同固定式最小遞增投標策略  $c=20$ 、個別固定式最小遞增投標  $c_{\max}=20$ 、 $c_{\min}=20$ ，來進行模擬實驗，並觀察廣告收益及收斂速度，如下圖所示：

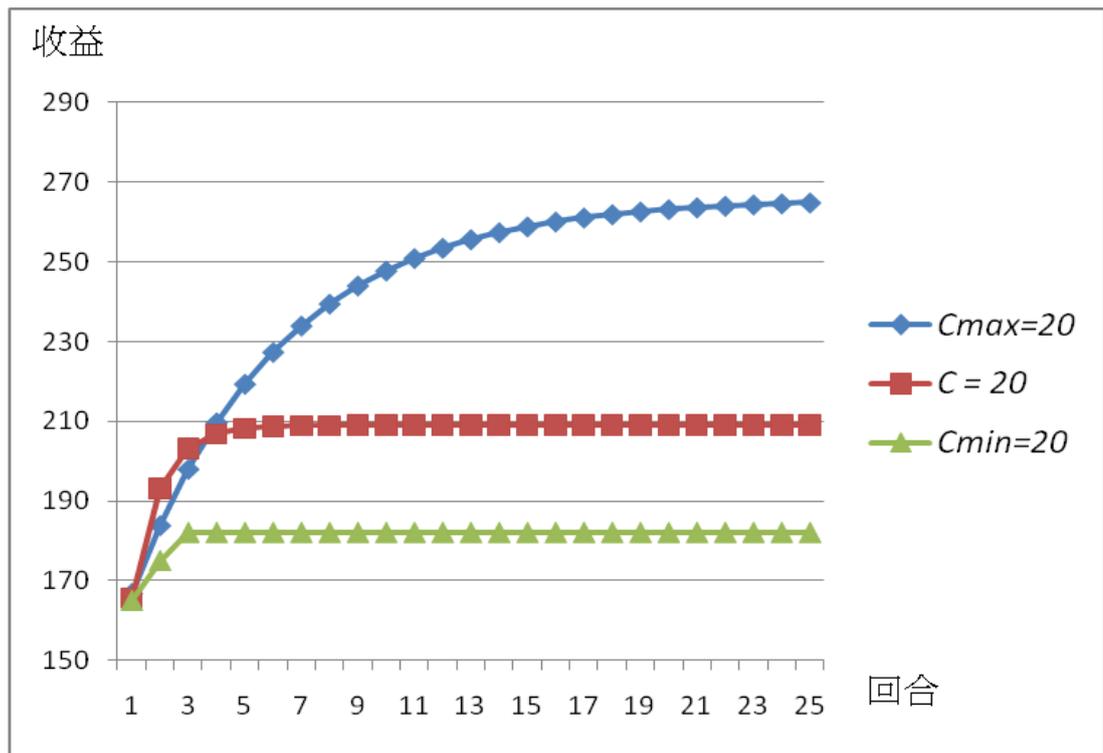


圖 5-3：個別固定式最小遞增投標的廣告收益與收斂速度

實驗結果顯示，在個別固定式最小遞增投標進行中，限制不同的廣告客戶有不同的出價最小遞增值，對  $c_{\min}$  策略而言，雖然可以加快投標的收斂速度，但卻減少最後的廣告收益；對  $c_{\max}$  策略而言，雖然最後的廣告收益增加，但是投標的收斂速度卻變得很慢。因此，個別固定式最小遞增投標策略並沒有明顯的優勢。

### 第5.5節 共同可調式最小遞增投標

固定式最小遞增投標(Fixed MBI)策略對廣告收益及收斂速度並沒有明顯的優勢，主要原因是最小遞增投標值(MBI)固定且無法調

整。接下來本研究考慮共同可調式最小遞增投標(CAMBI) 策略，並探討可調整的數學函數。在共同可調式最小遞增投標模式中，當每位競標的廣告客戶都採取相同且可調的最小遞增投標值  $MBI(t)$ ，搜尋引擎在不同的時間點( $t$ )，針對所有廣告客戶調整共同的最小遞增投標  $MBI(t)$  值。以數學式來表示，共同可調式最小遞增投標策略的遞增模式為：

$$MBI(t) = \begin{cases} c & t \leq 1, c \in Z^+ \\ f(b(t-1) - b(t-2)) & t > 1 \end{cases}$$

其中  $f(x)$  函數是依照前兩個回合  $t-1$  及  $t-2$  的出價之增量  $x = b(t-1) - b(t-2)$ ，來決定下一個回合的最小的遞增值  $MBI(t)$ 。然而如何選定  $f$  函數才能達到最快的收斂時間及最佳的廣告收益？

於此本研究進一步探討四種可行的  $f$  函數，包括：(1)常數函數  $f_1$ 、(2)等差函數  $f_2$ 、(3)等比函數  $f_3$ 、(4)混合函數  $f_4$ ，並以實驗來比較其優缺點。

(1) 常數函數  $f_1$  定義為：不管前兩個回合  $t-1$  及  $t-2$  的出價之增量  $x = b(t-1) - b(t-2)$  是多少， $MBI(t)$  均維持常數不變，其方程式如下：

$$f_1(x) = c, \quad \forall x, c \in Z^+$$

在實驗的過程當中，本研究發現若  $c$  的值設得比較小，收斂速度變慢，但最後整體收益較高；反之若  $c$  的值設得比較大，收斂速度變

快，但最後整體收益較低。根據實驗結果，常數函數  $f_1$  的廣告收益與收斂速度，恰巧與固定式最小遞增投標策略相同。

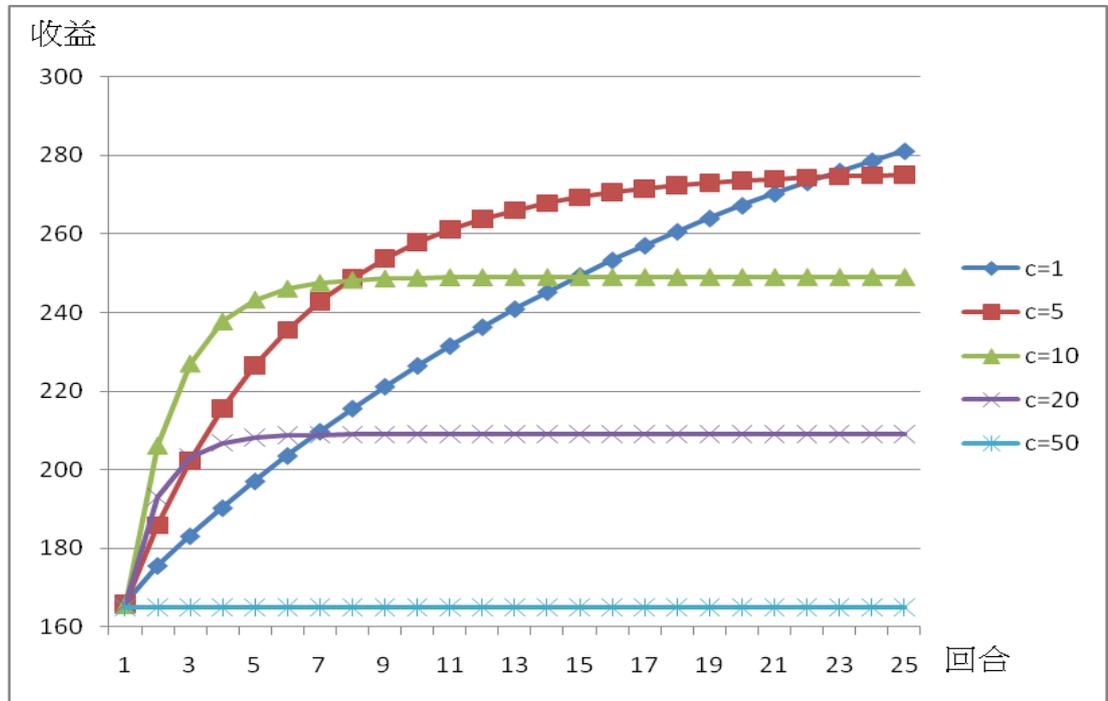


圖 5-4：常數函數  $f_1$  的廣告收益與收斂速度

(2) 等差函數  $f_2$  定義為：若前兩個回合  $t-1$  及  $t-2$  的出價之增量  $x = b(t-1) - b(t-2)$  是大於零，則代表廣告商願意出價競標，為了增加收斂的速度，以增量  $+c_1$  提高下一回合的最小遞增投標值  $MBI(t)$ ；反之，若前兩個回合  $t-1$  及  $t-2$  的出價之增量  $x = b(t-1) - b(t-2)$  是零，則代表廣告商不願意再出價競標，為了鼓勵廣告商再次出價競標，以減量  $-c_1$  減少下一回合的最小遞增投標值  $MBI(t)$ ，其方程式如下：

$$f_2(x) = \begin{cases} MBI(t-1) - c_1 & x \leq 0, c_1 \in \mathbb{Z}^+ \\ MBI(t-1) + c_1 & x > 0, c_1 \in \mathbb{Z}^+ \end{cases}$$

在實驗的過程當中，本研究發現若  $c_1$  的值不能設得太大，通常是要比  $c$  還要小。如此，等差函數  $f_2$  的廣告收益與收斂速度，幾乎都比固定式最小遞增投標策略好一些，如下圖所示：

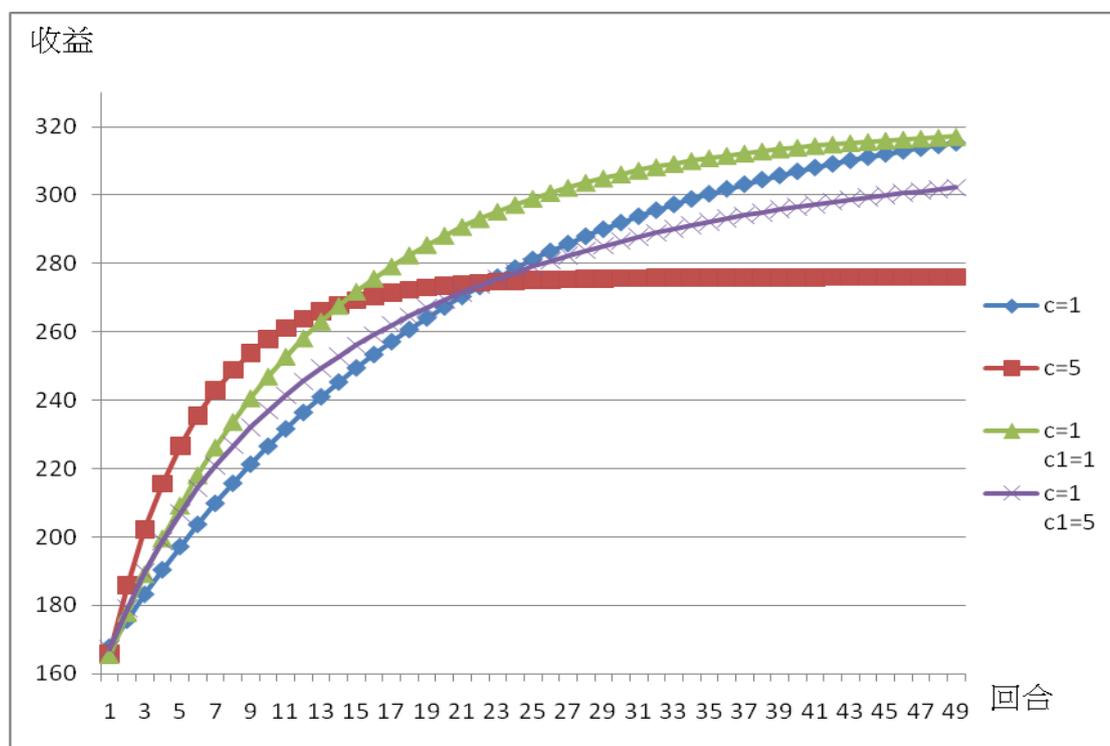


圖 5-5：等差函數  $f_2$  的廣告收益與收斂速度

(3) 等比函數  $f_3$  定義為：若前兩個回合  $t-1$  及  $t-2$  的出價之增量  $x = b(t-1) - b(t-2)$  是大於零，則代表廣告商願意出價競標，為了增加收斂的速度，以倍數  $*c$  提高下一回合的最小遞增投標值  $MBI(t)$ ；反之，若前兩個回合  $t-1$  及  $t-2$  的出價之增量  $x = b(t-1) - b(t-2)$  是零，則代表廣告商不願意再出價競標，為了鼓勵廣告商再次出價競標，以除數  $/c$  減少下一回合的最小遞增投標值  $MBI(t)$ ，其方程式如下：

$$f_3(x) = \begin{cases} MBI(t-1) \div c_2 & x \leq 0, c_2 \in R^+ \\ MBI(t-1) \times c_2 & x > 0, c_2 \in R^+ \end{cases}$$

在實驗的過程當中，本研究發現若  $c_2$  的值一定要設很小( $c_2$  的值可以有小數點)，不但要比  $c$  還要小，而且它的值通常介於 1 和 3 之間即可(也就是  $1 < c_2 < 3$ )。如此，等比函數  $f_3$  的廣告收益與收斂速度，幾乎都比固定式最小遞增投標策略好一些，但是跟等差函數  $f_2$  的廣告收益與收斂速度差不多，如下圖所示：

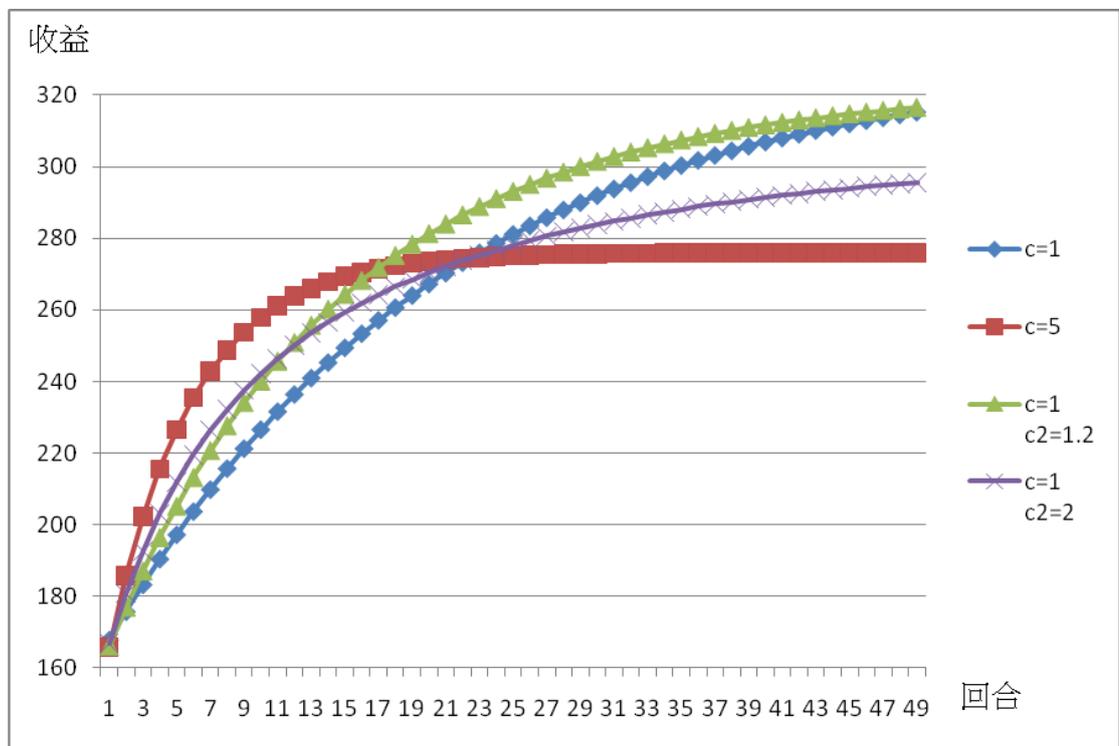


圖 5-6：等比函數  $f_3$  的廣告收益與收斂速度

(4) 混合函數  $f_4$  定義為：若前兩個回合  $t-1$  及  $t-2$  的出價之增量  $x = b(t-1) - b(t-2)$  是大於零，則代表廣告商願意出價競標，為了微幅增

加收斂的速度，以增量 $+c_1$ 提高下一回合的最小遞增投標值  $MBI(t)$ ；  
 反之，若前兩個回合  $t-1$  及  $t-2$  的出價之增量  $x = b(t-1) - b(t-2)$  是零，  
 則代表廣告商不願意再出價競標，為了大幅度鼓勵廣告商再次出價競  
 標，以除數 $/c_2$  減少下一回合的最小遞增投標值  $MBI(t)$ ，其方程式如  
 下：

$$f_4(x) = \begin{cases} MBI(t-1) \div c_2 & x \leq 0, c_2 \in R^+ \\ MBI(t-1) + c_1 & x > 0, c_1 \in Z^+ \end{cases}$$

在實驗的過程當中，本研究發現混合函數  $f_4$  若  $c_1$ 、 $c_2$  的值挑得  
 好，會有最佳的效果。通常  $c_1$  要挑選比  $c$  還要小，而  $c_2$  的值要挑選  
 介於 1 和 3 之間即可(也就是  $1 < c_2 < 3$ )。如此，混合函數  $f_4$  的廣告收  
 益與收斂速度，幾乎都比固定式最小遞增投標策略好，並且也比等差  
 函數  $f_2$  及等比函數  $f_3$  好，如下圖所示：

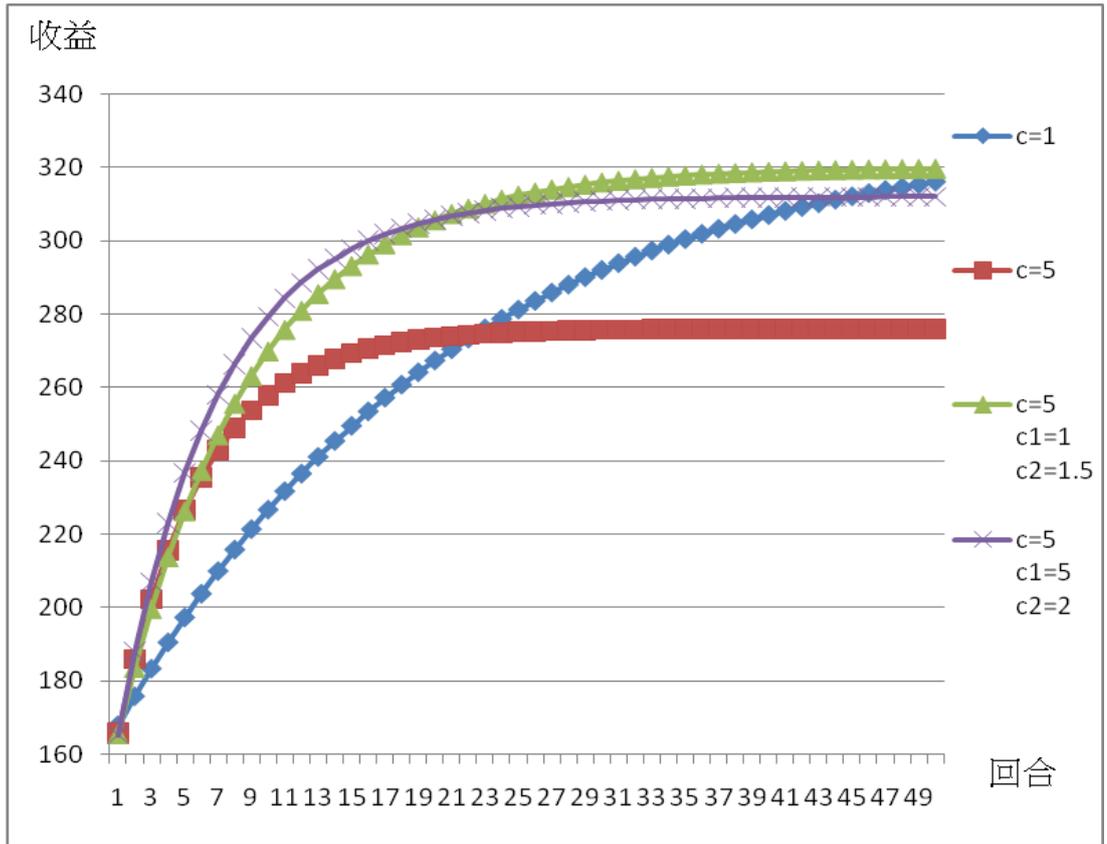


圖 5-7：混合函數  $f_4$  的廣告收益與收斂速度

## 第6章 結論與未來展望

本論文以兩個觀察角度(1)拍賣的收斂速度及(2)搜尋引擎的整體收益為主軸，比較幾個可行的投標策略。並以通用第二價格拍賣(Generalized First Price Auction)模式，據以實驗與分析不同的投標策略，對於廣告商的平均廣告利益及搜尋引擎的整體收益的影響。探討的投標策略包括：通用上升拍賣(GAA)、共同固定式最小遞增投標(CFMBI)、個別固定式最小遞增投標(RFMBI)、共同可調式最小遞增投標(CAMBI)。研究結果發現，個別固定式最小遞增投標與共同固定式最小遞增投標之間的差異不大，而共同可調式最小遞增投標的表現最佳。在共同可調式最小遞增投標策略中，只要適當挑選 $f$ 函數與其相關的參數 $c_1$ 、 $c_2$ 值，則會有最佳的效果。通常 $c_1$ 要挑選比 $c$ 還要小，而 $c_2$ 的值要挑選介於1和3之間即可(也就是 $1 < c_2 < 3$ )。如此，混合函數 $f_4$ 的廣告收益與收斂速度，幾乎都比固定式最小遞增投標策略好，並且也比等差函數 $f_2$ 及等比函數 $f_3$ 好。

展望未來相關的研究議題，有幾個可行的改善方式。首先，在可調式最小遞增投標中，雖然混合函數 $f_4$ 的廣告收益與收斂速度，幾乎都比其他的投標策略好，但是 $f_4$ 函數是否有其它更好的混合方式則

有待進一步研究；其次，還有許多不同的函數，並未在本研究中討論，因此可調式最小遞增投標中，是否有其它更好的函數  $f_5$ ？最後，除了可調式最小遞增投標之外，是否有其它更好的投標策略？這些都是值得後續的研究，持續加以探討及改善。

## 參考文獻

### 一、中文部份

1. 申維綱,2010, 順序拍賣的價格下滑異象 - 以台北花卉批發市場為例的實證分析, 清華大學經濟學系學位論文。
2. 張君豪,2009,序列線上多件式拍賣之最佳化設計 - 中興大學電子商務研究所學位論文。
3. 徐于婷,2011,認知風險、認知可信賴度、信任、認知易用性、認知有用性對線上拍賣消費者購買意圖之影響 - 成功大學企業管理學系專班學位論文。
4. 尹相志,2009 ,SQL Server 2008 Data Mining 資料採礦 - 悅知文化。
5. 蘇建州, 2010,網路使用者之媒體共用偏好與網路關鍵字廣告效果研究 - 新聞學研究 103 期, 第 1 -42 頁。
6. 趙國仁,陳文華,李慶長 2009,搜尋引擎產業創新模式之建構 - 管理學報, 98 年, 26 卷, 4 期, 第 417-444 頁。
7. 資策會 MIC 2011, 全球聯網終端調查報告, 網址:  
<http://mic.iii.org.tw>

## 二、西文部份

1. Nielsen Online, 2011, Nielsen's Internet audience measurement services, Available: <http://www.nielsennetratings.com/>
2. comScore, 2011, The comScore's online audience measurement, Available: <http://www.comscore.com/>
3. David, E. and Rogers, A., Jennings N. R., Schiff J., Kraus S., and Rothkopf M.H., 2007, Optimal design of English auctions with discrete bid levels, *ACM Transactions on Internet Technology*, 7(2), 98-109.
4. Zhang, J., Lau, H. C., and Shen, J., 2009, Setting discrete bid levels adaptively in repeated auctions. *Proceedings of the 11th international conference on electronic commerce*, ACM, New York, USA, 195-204.
5. Edelman, B., Ostrovsky, M., and Schwarz, M., 2007, Internet advertising and the generalized second-price auction: selling billions of dollars worth of keywords, *American Economic Review*, 9(1), 242-259.

6. Yang, Y. R., and Lam, S. S., 2004, Online advertising: pay-per-view versus pay-per-click, *Journal of Revenue and Pricing Management*, 2(4), 295-302.
7. Liang, L. and Qi, Q., 2007, Cooperative or vindictive: bidding strategies in sponsored search auction, *Proceedings of the 3rd international conference on Internet and network economics (WINE)*, 167-178.
8. Bu, T. M., Deng, X., and Qi, Q., 2008, Forward looking nash equilibrium for keyword auction, *Information processing letters (ILP)*, 105(2), 41-46.
9. Bu, T. M., Deng, X., and Qi, Q., 2008, Multi-bidding strategy in sponsored keyword auction, *Proceedings of the 2nd annual international workshop on Frontiers in algorithmics (FAW)*, 124-134.
10. Bu, T. M., Deng, X., and Qi, Q., 2008, Arbitrage opportunities across sponsored search markets, *Theoretical Computer Science*, 407(1-3), 182-191.
11. Bu, T. M., Liang, L., and Qi, Q., 2010, On robustness of forward-looking in sponsored search auction, *Algorithmica*, 58(4),

970-989.

12. Deng, X., Sun, Y., Yi, M., and Zhou, Y., 2010, Mechanism design for multi-slot ads auction in sponsored search markets, Proceedings of the 4th international conference on frontiers in algorithmics (FAW), 11-22.
13. Klemperer, P., 2002 , How (Not) to run auctions: the European 3 G telecom auctions, The European Economic Review, 46(4-5), 829-45.
14. Weideman, H. & Strümpfer, C. (2004). The Effect of Search Engine Keyword Choice and Demographic Features on Internet Searching Success, Information Technology and Libraries, June 2004, pp 56-65
15. Hawkins, D. I., Best, R. J., & Coney, K. A.,(2001). Consumer Behavior: Building Marketing Strategy, 8<sup>th</sup> ed., London: Irwin McGraw-Hill
16. Broder, A. (2002). A Taxonomy of Web Search, ACM SIGIR Fall 2002, Vol.36, No2.,pp 3-10
17. Rose, D. E. & Levinson, D. (2004). Understanding User Goals in Web Search, ACM WWW 2004, May ,pp 17-22