

文獻回顧

此篇研究目的在於探討台北市旅館價格訂定政策之考量，藉由放入諸多我所認為可能具相關性之變數，逐一進行驗證與推論。由於變數眾多，我將使用hedonic pricing model進行檢驗；此一檢驗最早出現於Waugh (1928)，用於檢驗蔬菜品質對於價格改變之效果，至今，此方法已經應用至諸多異質性商品市場，如汽車、房屋、甚至是保險，乃至旅館等等。

現今有諸多文獻探討hedonic pricing model，然而處理變數的内部細節與變數的選擇各有迥異。根據 *Fredrik Andersson*(2013)，影響斯德哥爾摩（瑞典首都）旅館房價的變數有星等、是否為連鎖飯店、地理位置、文化遺產、吹風機等等，而根據 *Chen and Rothschild*(2010)，影響台北市旅館房價訂定的變數有電視、會議室的設置、健身房、房間大小、免費網路，然而有些變數卻存有違反直覺的相關性，例如：離市中心越遠，房價反而越高。根據成本分析，市中心地價較高，理應設定較高的物價，作者給予的詮釋為，因為以台北市而言，郊外旅館通常比鄰近熱門旅遊景點，諸如溫泉、國家公園與特殊自然景點，故擁有較高價格訂定能力。此外，作者分週末及平常日房價分別做回歸，而作者認為兩回歸結果的不同源自於不同顧客群（商務需求型、休憩旅遊型），來探討個別房價訂定的依據，本文我將不區分週末及平常日，而是採用混合回歸模型，原因有二，第一，旅館業者在一開始價格設定之時，即把不同顧客群需求納入考量，不會因不同時段有不同主要顧客群而做大幅度的調整；第二，平常日與周末價格的不同，源自於需求量增加，然而認定這些需求量源自於旅遊目的（而非商務目的）的旅客增加，許需更多控制變數或客觀理論加以論證。

另一個我與 *Chen and Rothschild*(2010) 實證分析迥異之處，是對於旅館飯店內設施的評比分析；在 *Chen and Rothschild*(2010) 之中提及，大部分的館內設施呈現不顯著的原因，除了推論來台旅客著重的是外部旅遊景點，而非主要為了體驗旅館內部服務，另一個主要可能推論為，在 *Chen and Rothschild*(2010) 因在一篇中也提及，礙於資料的侷限，無法考慮不同旅館內設施的品質有所差異，致使大部分內部設施變數呈現不顯著的情況，於此，我將在此文中加入旅客對於各飯店的設施評價分數，來進一步探討館內設施的部分。

在 *Fredrik Andersson*(2013) 一文中，變量REFUNDABLE(可退款)對價格亦有顯著影響，研究中證明，因網路的便利性，即時退訂的服務增加，而倘若此房可以隔天退款，則房價會略微偏高，這是因為增加旅客的時間彈性緣故。

房價因變數的部分，在 *Fredrik Andersson*(2013) 提及，就單一旅館及有不同類型的客房（容納人數、房間品質等第），房價也有所差異，故在房價取捨部分，*Fredrik Andersson*(2013)，採用的是以雙人房之價格為主，而我在本文，因考慮到擷取之旅館主要針對顧客群有一定的差異，例如：觀光導向飯店、商務旅店、青年旅社，我取的價格分別有單人房，雙人房，四人房，對此，進行不同回歸，已大抵區分不同飯店類型，使異質性問題減小，並部份解決欲下方提及的第六個問題。

參照 *Chen and Rothschild*(2010) 參照和 *Fredrik Andersson*(2013)，對於不同地區，房客擁有不同的需求，在兩篇論文中放入的變數自然也有些許不同，*Fredrik Andersson*(2013) 也提及，不同地區的實證研究，無法完全應用於其他地區，例如：在瑞典，絕大多數人以觀光取向入住飯店，而紐約則許是商務導向為主，而按照同樣研究台北地區旅館價格的

ChenandRothschild(2010)之說法，於台北居墜的絕大多數旅客偏重旅館外部活動，因此，對於地理位置此一變數，我將更加詳細探討，對於鄰近捷運、夜市、行政區域...等等與否，設立dummy variable加以考量。

在使用hedonic pricing model時，有幾種常見的問題與方法的討論。

第一：根據 ErwinDiewert(2003)，將價格變量取自然對數，與單純將價格變量做回歸相比，回歸誤差將更具有齊一性。

第二：共線性問題一直是hedonic pricing model的主要問題，然而 ChenandRothschild(2010)提及，於實證研究中，仍無一個確切方式解決此問題，僅能依靠VIF來檢定，根據Kennedy(1985)，倘若 VIF大於10則共線性問題必須給予處理。在諸多相關文獻裡，特別提及價格決定有相當大的程度取決於飯店星級，但星級與其他變數卻有明顯共線性關係，如 ChristerThrane(2006)所言；然而，在 ChenandRothschild(2010)的實證研究中發現，就台北地區而言，飯店星級似乎對於房價無太大影響，其推論，台北飯店業者即使沒有星等，也會力求提供良好品質，但如此否定星等對房價的影響，許有些偏頗，故於本文，我仍會加入星等此一變數（dummy variable）加以檢定。而於此文中，對於共線性的問題，根據 YazidM.Al – Hassan(2009)使用蒙特卡羅模擬比較脊迴歸和主成分分析法的結果，我將使用脊迴歸(ridge regression)加以處理共線性的問題，此方法有別於最小平方方法回歸，將犧牲不偏的特性，以換取較精確的估計值（變異數較小）。

第三：如何處理離群值？由於本文我將引進500多筆觀測值，其中飯店品質參差不齊，離群值許是一個主要問題，根據 ErwinDiewert(2003)，在加權的回歸模型是不適宜刪除離群值，而在為加權的回歸模型則可以，如 ErwinDiewert(2003)提及：Since influence analysis is just an extension of outlier analysis，因此，在後續的回歸模型中，我將觀察價格的分佈，並使用quantile regression做適當的處理。

第四：對於遺漏變數的測試，根據 FredrikAndersson(2013)，儘管能得到一個高adjustedRsquared，倘若仍存在遺漏變數的問題，我們對於此模型背後所呈現的事實仍存在疑慮，因此，如同 FredrikAndersson(2013)，我將使用於 Ramsey(1969)所討論的Ramsey Regression Equation Specification Error Test (RESET),來進一步探討遺漏變數的問題。

第五：由於此文將針對“不同飯店”所訂定的價格做分析，有極大可能產生異質性的問題，如同Fredrik Andersson (2013)如同所提及，跨個體資料分析研究中，倘若存在異質性的問題，平均數及變異數將不會存在一致性，其中所造成的問題如 basiceconometrics.DamodarN.Gujarati(2005)寫道，當模型存在異方差時，係數估計值仍然是線性不偏，然而卻不具有有效性及一致性，及隨著樣本變大，此偏誤不會逐漸消失，而quantile regression 將於本文中使用，將整體分別以 25%、50%、75% 進行回歸。

第六：我們在使用hedonic price model時，最主要是探討何種變數對消費者對大願付價格有所影響，以幫助飯店業者擁有最適價格訂定政策，所以網站上之飯店價格我們視為需求價格，然而，其中存有一些潛在問題，根據 ErwinDiewert(2003)，第一：每個消費者基本上應擁有不同的hedonic utility function，故我們所得的回歸方程有可能是穩定的；其次，此價格依照hedonic price function，屬於一個均衡的價格，並無考慮到新產品（新旅館）需要一段時間等消費者進行評論與挖掘，於此，可以考慮加入旅館成立時間加以彌除此一顧慮。

以下我根據問題六加以探討：倘若價錢並不完全反映旅客的需求呢？此問題將導致對於實證

結果的詮釋出現與現實狀況不一致的情形。舉一例來說，

Gu – ShinTung, Pi – YingLai and Hsin – WeiHuang(2011) 的實證結果中提及，員工比例對價格有顯著的正向關係，其詮釋為“較高員工比例能提供較優質服務，因而使消費者願意付更高的價錢”此文中，作者顯然將價錢視為需求面內生變數，但卻未考慮這一增加之價格之增加許是廠商單方面成本增加而反應得出，在 *Pakes*(2001) 提及，“此價格不能看作單一的消費面或供給面價格，而是由一個複雜均衡過程所產生的”，於此，在接下來的實證結果中，我將放入一些更有力且單純的變數，例如：員工素質評價，來進行更縝密的分析。回憶起此文我所要研究的（也是絕大部分 hedonic pricing model 的目標），是在怎樣的變數整合之下，能夠使廠商訂定最適宜之價格，如與成本分析合併評估，能夠得取最大之利益，故更精密的推論此一變數對價格之增加（抑或減少）是反映出消費者心中願負價格之增減，是全文主軸。

研究目的與資料

隨著經濟成長，人們日益注重休閒旅遊，而其中以決定住宿地點最為麻煩，而看著網站上五花八門的選擇，不免令人好奇，其中各個房間定價的依據為何，站在消費者立場，一個飯店所附的設施，所提供的服務，以及周邊的環境，應該接受何種定價範圍才顯得合理；而站在飯店業者角度，什麼因素有足夠影響力來決定飯店價格的訂定，再與飯店自身的成本做損益評估，以訂定最適的策略。本文將取雙人房價格、單人房價格個別做迴歸分析。

取樣雙人房房間價格的方式，以每間飯店“最低”的雙人房房價作為取樣樣本，而單人房的取樣亦然。

分別對單人、雙人房做迴歸分析的原因為，在臺北地區，住宿房客的目的大致可以區分為兩類：第一類，純旅遊的房客；第二類，背包客與商務人士，所以市場上飯店對自身定位也各有迥異，我假設，對於擁有單人房的旅社，其所定的客層主要為背包客或獨行的商務人士，例如：背包客棧、青年旅社等等。近年來，單獨旅遊與國際貿易的普及，我認為有必要對此役市場另做更詳細的分析。

而於本文所用到的全部變數來源，是根據BOOKING網站上的資料，我收集了約莫594筆臺北飯店的各種資訊，其中包括館內設施、房客評價、周遭環境（捷運站、捷運距離、夜市...）等20多筆解釋變數，詳細資訊如表一顯示。

對於 MRT_{dist} ，我取樣此飯店最近的捷運站名稱與對此飯店的最短距離；而 $star$ 的部分，以每個飯店標的星級等第為取樣目標，然而有些飯店是沒有星等的標注，我於以下模型將個別對“有考慮無星級的飯店”與“不考慮無星級飯店”來分別做回歸，但大部分模型會將無下級等第得飯店那入考量，以增加模型的通用性。

根據 *Chen and Rothschild*(2010)，為使回歸誤差更具有齊一性質，在價格的部分取自然對數為其中一種辦法，於此，我將採用另一種辦法處理誤差一直性的問題，quantile regression，此種辦法除了在解釋變數現象更為精準，也能針對不同價格分布的飯店給予變數上的詮釋。

實證結果與模型

以下，我將分為三部份討論。第一部分為hedonic pricing model的分析;第二部分，為修正異質性問題而做的quantile regression model;第三部分，為修正共線性而做的ridge regression。

第一部分 hedonic pricing model:

表二的模型一至三，與表二的模型四，考慮無星等模型以及以雙人房價違背解釋變數的模型，並依序加入旅客評價、星等、飯店所屬地區，以利進行比較。

模型 1

$$\begin{aligned} price_two = & minibar + gym + self_breakf + flatTV + spa + parking + restaurant \\ & + bathtub + securityBox + nightmarket + MRT_dist \end{aligned}$$

模型 2

$$\begin{aligned} & \text{加入 } clean_level、comfort_level、facility_level、location_level、service_level \\ & \quad 、cp_level、wifi_level \end{aligned}$$

模型 3

$$\text{加入 } star$$

模型 4

$$\text{加入 } district$$

表二的模型四五，皆以雙人房房價為解釋變數，唯一不同的事，模型四將未標注星等的飯店納入考慮，而模型五則否。表二的模型六，以“單人房房價”(price_one)為解釋變量，且考慮未標注星等的飯店。

表三模型一至三，皆以單人房房價為解釋變量，且皆考慮了未標注星等的飯店。表四與表五，為另外對飯店顧客評價進行分析，詳細的分析方法為，每個飯店，隨機抽樣15位顧客，針對顧客的居住天數，旅遊目的，做第一階段的回歸，然後取每個飯店平均的預測值，再對飯店網站平均評價做一回歸，以觀察個人評價是否對飯店網站上的評價有顯著的影響。

$$\begin{aligned} grade &= factor(goal) + factor(night) \\ clean_level + comfort_level + facility_level + location_level + service_level \\ &+ cp_level + wifi_level = sevenlevels \\ ave &= \frac{(sevenlevels)}{7} \\ ave &= \hat{grade} \end{aligned}$$

由模型一，我們可以看出，幾乎所有飯店內的軟硬體設施皆對房價有統計上顯著的影響，尤以gym、spa、restaurant、parking增幅最大，有此項設施，飯店價格增幅依序為 35%、23.5%、22.6%、17.9%，值得注意的是，以直觀來講，夜市應對飯店定價有正向影響，台灣以小吃享負盛名，離夜市愈近，需求愈大，價格可以訂定愈高，然而，由回歸結果可以得知，與需求相比，供給面的影響更大，其可能原因為，夜市為壓低成本，會選擇在地價較低的區域設置，而對飯店業者成本也相對較低，比起大型飯店的寡占，更偏向獨佔性完全競爭，故推測價格的低廉源自於供給面方面的競爭。

模型二為加入網路上顧客評價，其中最直得注意的是， $adj.R^2$ 由0.3增至0.522，這十分符合經濟直覺，顧客挑選飯店時，單看飯店提供的軟硬體設備，是無法直接看出其中品質的好壞，在ChenandRothschild(2010)一文也曾提及，假設不包含這些顧客評價，極大可能產生遺漏變數的問題，因而造成飯店設施對價格偏誤的解釋。但並非所有種類的評價對飯店價格都有正向的關係，例如：cp值的評價，cp值愈高，飯店價格增幅愈少（減少 27.87%），由圖四也可以得知，其中的異質性問題十分嚴重，在價格分布的兩端，cp值的變異相對平均分佈大，而曲線也呈現向兩邊遞減趨勢，而內生性也是一個造成此現象的可能原因。事實上，在評價變數上，內生性是一個重要的議題，以cp值為例，顧客對宜飯店的cp值評價愈高，飯店可以擁有愈好的定價能力，然而，價格亦可能是影響cp值評價的重要因素，而由於我們缺少顧客個資（例如：年齡、薪資等），內生性問題無法進一步處理。

但整體而言，我們還是能夠多少了解其中的意義，cp值高可能是因為價格低，也可能是飯店提供的服務真的很好，cp值高，所以能訂定較高的價格，反之亦然；再來，探討在模型一的各個變數的變化，在此必須先提醒，由於變數之間彼此多少存在共線性的關係，即使模型一中的變數因為評價變數加入而減少，不能因此斷定彼此間的正負相關性，例如：在停車場的部分，我們發現係數是下降的，倘若停車場與任一的评价變數皆成簡單線性迴歸關係，如以下公式

$$\sum \frac{(x_i - \bar{x})y_i}{(x_i - \bar{x})^2} = \sum \frac{(x_i - \bar{x})(\alpha x_i + \beta_1 z_{1i} + \beta_2 z_{2i} + \dots)}{(x_i - \bar{x})^2}$$

$$x_i = \gamma_{1i} + \gamma_{2i} z_{1i}$$

$$x_i = \gamma_{3i} + \gamma_{4i} z_{2i}$$

$$\vdots$$

我們可以輕易詮釋係數間的關係，

$$\hat{\alpha} = \hat{\alpha} + Cov(x, z_1) * \beta_1 + Cov(x, z_2) * \beta_2 + \dots$$

但從pearson correlation 的關係圖可以發現，甚至連評價變數間都有相關性，而在文章後的ridge regression 我將進一步處理。接下來，我們來看比較違反一般思維的係數，第一：決大部分的變數係數降低，比較有趣的是，夜市此一變數，夜市係數不減反增，參考pearson correlation可以發現，飯店乾淨指數與舒服指數，與夜市此一變數有明顯的負相關（各約為-0.1），使夜市係數在模型一被低估。而與捷運站的距離，與飯店地理位置的評價有負向關係(pearson correlation = -0.113)，是十分符合直覺的，距離飯店愈遠，地理位置評價愈低，而飯店價格愈低，然而不論在模型一或是模型二，捷運站的距離其實是對飯店價格影響極小的。而單

獨看評價變數的係數，可以發現**舒適指數**影響最大（分數每增加一單位，價格增加26.5%），對價格的影響也十分顯著，可見對在台旅客而言，飯店品質依舊是不容忽視的重要考量因素。

模型三、四，依序加入了星級與地區， $adj.R^2$ 從0.522 增至 0.612，再從 0.612 增至 0.635，由表一跟表二可以發現，星級的部分，除了五星級及四星級飯店與價格有顯著正相關(係數分別為 67.5%、24.7%)，其他星級對價格影響不大，而不論是飯店軟硬體設施，抑或網站評價，係數多呈現下降狀態，此符合一般我們的認知，例如五星級飯店，多會附贈spa、停車場等服務，而評價較好的，也與星級高低有密切關係。正因星級看似跟所有變數有密切關係，以下也將藉助GVIF做進一步詳細的探討。而在Chen and Rothschild(2010)提及，星等不影響房價的訂定，因為即使沒有星等，飯店業者依舊會提供良好品質，此一論述與本文實證結果不符，我們可以比較模型四與模型五，即使在模型五中未納入沒有星等的飯店樣本，兩者在五星級與四星級皆與飯店房價呈顯著正相關，可知飯店星等依舊是消費者或生產者選擇或建設飯店的一項重要考量；大部份評價變數在星等及地區變數加入後，係數改變幅度不是很大，而地區變數中，北投及信義區對房價有顯著正相關，一個是戶外觀光勝地，一個是台北市中心，不難想像其顯著正相關的原因，而大安區與松山區也有顯著正相關，比較表七（景點出現頻率），可以發現**台灣大學**排名第六，可推測此一地標性的大學對附近飯店房價有正向影響。

再來我們可以比較模型四五的樣本數，可以發現沒有星等的飯店高達100多筆（495:372），顯然這是無法忽視的一個族群，雖然模型五的 $adj.R^2$ 為0.767，比模型四 $adj.R^2$ 的0.635高，但能解釋的範圍低；而變數gym和restaurant由顯著轉至不顯著，而評價變數，除了**整潔指數**以及**wifi指數**，其餘變數皆呈顯著相關，而**星級**全部變為不顯著，推測其中有明顯共線性問題，即隨著星級的不同，評價變數有相似的變化趨勢。

最後，來討論違反經濟直覺的變數—*facility_level*，係數在模型四五分別為-1.85%和-18.28%，我們可以猜測，也許房價亦會對顧客對於館內設施的品質有不同的評鑑。

接下來，我們看表三，跟表一方法相同，唯一的差別是樣本只取樣附有單人房的飯店，很明顯地，樣本少了許多（約莫100筆樣本），而模型一的 $adj.R^2$ 很小（0.158），模型二加入評分後（0.337），以及模型三加入星等後（0.367），皆有明顯的增加，從需求面的解釋為，商務人士或背包客在選擇飯店的時候，只會看評價或者是星等，對於飯店內的軟硬體設施是比較無感的，除了餐廳此一變數（係數在模型一二分別為21.8%、14.9%），而評價變數，只有舒適指數（係數在模型二三分別為84.5%、60%），乾淨指數（-45.29%、-39.68%），有顯著影響，顯示商務人士及背包客層，注重的方面比整體略少；再來是星級，其結果跟整體估計結果相似，由表二模型四六，可以發現五星級係數分別為 67% 和 67.9%；最後是地區，由表二模型六可以發現，有些地區有嚴重共線性問題，以致係數有缺失，且全部的係數皆無顯著影響，再與表三模型三的 $adj.R^2$ (0.373, 模型六為0.367)做比較，發現增加幅度很小，因此可推測，地區對於背包客與商務人士是不在飯店選擇的考慮因素中。

第一部分的最後，探討的是個人的評分與飯店網站上的評分，之間的相關程度，然而從第一階段回歸，所選取的工具變數，旅遊目的與居住天數（goal,night），與個人評價相關程度極小（ $adj.R^2 = 0.005$ ），所以第二階段的回歸結果可信度不高，表四與表五為兩階段回歸的結果，以供參考。

第二部分 quantile regression model:

quantile regression幫助我們比較影響高價位與低價位的因素，於此，我們分為三部分，25%（價格後段25%的族群）、50%、75%（價格前百分之25%的族群），而其中50%的quantile regression結果與ols相比較，價格變異皆在ols95%的信賴區間內，由此可知，價格對每個變數而言大致成正態分佈（除了minibar的部分）。

quantile regression 是藉由最小絕對值離差估計（LAD，least absolute deviations estimator），如以下，以50%作為範例，

$$p(y \leq y_{(\tau)}|X) = F(y_{(\tau)}|X) = \tau$$

$$- \sum_{t: y_t < X'_t \beta_{(0.5)}} 0.5(y_t - X'_t \beta_{(0.5)}) + \sum_{t: y_t \geq X'_t \beta_{(0.5)}} 0.5(y_t - X'_t \beta_{(0.5)}) = \sum_{t=1}^T 0.5|y_t - X'_t \hat{\beta}_{(0.5)}|$$

此模型能夠有效且對整體有更深一層且準確的認識，針對不同變數，在不同價格區間做不同的解釋與比較，其估計結果對離群值也會比ols估計來得更加穩健。

接下來，比較對不同價格區間，對價格影響迥異的飯店軟硬體設施變數。第一，*gym*、*bathtub* 再高價位飯店顯得不重要（但也有可能是共線性問題比較嚴重，因為高價位，星級等地高，隨之而附有健身房、浴缸設施的可能性高）；第二，*parking*在低價位的飯店呈現不顯著，而捷運站距離對價格的係數也略高，推測在低價位的飯店，顧客的代步工具是捷運，而非自用車；最後，*restaurant* 在中價位的飯店呈現不顯著。

在地區變數，我們也可發現明顯的不同；北投地區，對低價位飯店不具顯著影響，推論，對於選擇低價位飯店的旅客，在抉擇飯店時，鄰近休閒勝地許不是他們的考量之一；而大安區，只對高價位飯店有正向顯著影響，呼應表一模型三以及圖七，台灣大學對附近房價有正向影響，且附近飯店房價的確偏高；而整的而言，地區變數，對高價位飯店造成的影響的確較高，其中不乏與飯店價格呈現負向顯著相關的變數（例如：蘆洲區-44%，文山區-41%），因此，對於鎖定高端旅客的飯店業者而言，地區是十分重要的考量。

第三部分 ridge regression model:

hedonic pricing model最重要的兩個問題，一是異質性問題，二是共線性問題；本段將用 ridge regression來處理共線性的問題；共線性的問題之所以重要，原因是，共線性有可能造成某些重要的變數呈現統計上的不顯著，因而在解釋上造成錯誤，而偵測共線性的方式主要為GIF，且由於某些變數，如星級、地區，其包含的維度不只一個，我們使用表八 $GIF_{2 \times \frac{1}{DF}}^2$ 來判定，很明顯的，在各個評價變數，皆有明顯的共線性問題，一般來說，最簡單的解決方式為去除共線性高的某些變數，但其將造成遺漏變數的問題，本文，將使用ridge regression。

ridge regression中心思想為，犧牲ols中係數估計式的的不偏性，以換得較低的變異性，，如此， β^{ridge} 將能呈現更精準的估計結果。式子如下表示：

$$\nabla[RSS(\beta^{ridge}) + \lambda \|\beta^{ridge}\|^2] = -2X(Y - X\beta^{ridge}) + 2\lambda\beta^{ridge}$$

其中， λ 為penalty parameter；比較一般ols估計式與ridge regression 的估計式，

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y$$

$$\hat{\beta}^{ridge} = (X^T X + I\lambda)^{-1} X^T Y$$

其中的 λ ，我們可以用leave one out cross validation以取得最適的 λ 值，且保證，只要變數個數少於樣本數，完全共線性而無法估計係數的結果

$$(X^T X + \lambda I) \implies \text{always invertible if } \lambda > 0$$

$$\text{even if } N(\text{number of observation}) < D(\text{number of feature})$$

整個ridge regression 最重要的部分，就是選擇 λ ，可以使用AIC或者是k-fold cross validation 來選擇，

$$MSE = (Bias)^2 + Variance = Tr[V(\beta^{ridge})] + \beta'(Z_k - I)'(Z_k - I)\beta$$

$$\beta^{ridge} = Z_k \beta$$

表七，為ridge regression 的回歸結果，其中需要特別注意一點，截距項因標準化而消失，個變數標準化的用意為防止個個變數不同的度量單位，造成不公平的加權，也同時防止 λ 數值過大的問題。比較表四的模型四可以發現，結果與表二模型四大致上一致 因此接下來，我們可以更加有信心地做以下的總結。

總結

此次分析的最大阻礙在於顧客個資的取得，倘若能取得資料，其中的內生性問題將能有效處理，對於變數與價格之間的關係，我們將能減少解釋上與實際的誤差；另外，消費面與供給面，如能增加外生變數加以區分，在解釋上，能夠減少針對供給面或需求面解釋迥異的不確定性。

綜觀全部既得的資料，我們依舊可以做出以下結論，

1. *gym*、*parking*、*restaurant*、*bathtub* 對價格確實有相關性（正向），即使陸續加入了評價、星級、地區等等控制變數，以及最使用ridge regression 加以修正共線性的問題，統計上依然十分顯著，所以建議，一般業者在訂定價格的時候，必須特別針對此三樣，特別加以考量。
2. 在顧客評比中，**舒適指數**是最重要的考量，而對旅客而言，影響**cp值**的因素可能包含價格，故需斟酌考量。
3. 以商務人士或者背包客為導向的飯店，其價格受**顧客評價與星級**的影響，而對館內軟硬體設施和飯店設置地區是較無感的（係數多呈現不顯著），但對**餐廳**此一變數，仍有顯著正相關，飯店業者如鎖定此類型的旅客，餐飲方面是不容忽視的面向。
4. 倘若飯店業者鎖定高端消費客群首先一定要注意的是**停車場與餐廳**的設置，然而需特別注意，其他不顯著的變數，不代表對房價設置不重要，極大可能是優質的飯店（高星等、高評價）與館內設施有顯著正相關，以致產生共線性的問題，於此，飯店內設施，可能不是充分條件，而是必要條件；再來，對於地區的部分，位於**北投、松山、以及大安區**的飯店，價格有顯著提升，故高端價格消費客群的旅遊目的，可能以戶外旅遊、參觀文創園區、學術事務為主軸。
5. 中端消費客群，對於**停車場、浴缸、健身房**有一定需求，對價格的訂定有正向影響，另外，顧客評價的部分，除了**舒適指數**，此類客群還重視**飯店地理位置評等**；而相較於高端客群，地區的影響相對多樣，比較特別的有**士林區、信義區**，其餘皆與高端消費客群相似；由資料可知，鎖定終端消費者的飯店業者，對於一開始飯店設置地點，必須進行更詳細的評比，以鄰近觀光熱門景點為核心考量。
6. 再來是低端消費客群，其所重視的有**健身房、停車場、餐廳、浴缸**，而尤以**健身房**影響幅度最大（31%），然而考量到飯店業者須壓低經營成本，浴缸，健身房比較無法提供，故於此會建議倘若鎖定此類客群，**餐飲**方面可以為首要考量的方向，而對於飯店設置地區，對價格則是完全沒有顯著的影響。
7. 最後，星等的部分，再加入此一變數，模型的配適度有顯著的增加，然而除了五星級與四星級，其餘的星級皆呈不顯著，甚至與價格呈現負相關，顯示，倘若飯店業者想要追求星級而增加自身定價能力，則建議，倘若目標不是達到四星級獲五星級等第，那麼寧可把資金投資在對價格有顯著影響的飯店設施，如此才能創造比較大的利潤。

飯店業者在策略上，依據鎖定的顧客群（商旅人士與背包客，抑或從事一般休閒的旅客），和顧客階層（高價位、中價位、低價位），進行不同的政策評估，因每個階層與群體，各有其著

重的面向與不同的考量;而旅客亦可以從中，推估飯店價格的市場行情與合理性，考慮自身的旅行目的與金額考量，選擇最適的飯店。

Table 1: hedonic pricing model

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6
(Intercept)	7.53*** (0.04)	6.36*** (0.19)	6.45*** (0.18)	6.41*** (0.18)	6.69*** (0.21)	6.68*** (0.65)
minibar	0.04 (0.04)	−0.01 (0.04)	−0.02 (0.03)	−0.03 (0.03)	−0.04 (0.03)	−0.10 (0.11)
gym	0.35*** (0.09)	0.28*** (0.07)	0.18** (0.07)	0.18** (0.07)	0.06 (0.06)	0.19 (0.21)
self_breakf	0.05 (0.05)	0.04 (0.04)	0.05 (0.04)	0.04 (0.04)	0.02 (0.03)	−0.21 (0.15)
flatTV	0.07* (0.03)	0.05 (0.03)	0.03 (0.03)	0.03 (0.03)	0.02 (0.02)	0.13 (0.08)
spa	0.24*** (0.07)	0.08 (0.06)	0.02 (0.05)	0.03 (0.05)	0.06 (0.04)	−0.21 (0.20)
parking	0.18*** (0.04)	0.15*** (0.03)	0.11*** (0.03)	0.09** (0.03)	0.06* (0.03)	0.10 (0.08)
restaurant	0.23*** (0.04)	0.17*** (0.03)	0.11*** (0.03)	0.09** (0.03)	0.03 (0.03)	0.07 (0.10)
bathtub	0.09* (0.04)	0.12*** (0.03)	0.11*** (0.03)	0.08** (0.03)	0.06* (0.03)	−0.14 (0.10)
securityBox	0.09* (0.04)	0.05 (0.04)	0.02 (0.03)	0.03 (0.03)	0.03 (0.03)	−0.14 (0.13)
nightmarket	−0.17*** (0.03)	−0.10*** (0.03)	−0.07** (0.03)	−0.03 (0.03)	−0.02 (0.03)	0.04 (0.09)
MRT_dist	−0.00 (0.00)	−0.00 (0.00)	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)
clean_level		0.04 (0.03)	0.01 (0.03)	0.01 (0.03)	−0.05 (0.06)	−0.53** (0.20)
comfort_level		0.27*** (0.04)	0.18*** (0.04)	0.18*** (0.04)	0.65*** (0.07)	0.72** (0.25)
facility_level		0.00 (0.04)	0.01 (0.04)	−0.02 (0.04)	−0.18* (0.08)	−0.14 (0.25)
location_level		0.06** (0.02)	0.06** (0.02)	0.05* (0.02)	0.09*** (0.02)	−0.07 (0.09)
service_level		0.01 (0.03)	0.02 (0.03)	0.03 (0.03)	0.11* (0.04)	0.26 (0.16)
cp_level		−0.28***	−0.19***	−0.17***	−0.53***	−0.14

	(0.03)	(0.03)	(0.03)	(0.05)	(0.16)
wifi_level	0.04	0.03	0.04	0.02	−0.02
	(0.02)	(0.02)	(0.02)	(0.03)	(0.08)
as.factor(star)1		0.26	0.22		
		(0.14)	(0.14)		
as.factor(star)2		−0.05	−0.02	−0.20	0.12
		(0.05)	(0.05)	(0.12)	(0.12)
as.factor(star)3		0.03	0.05	−0.15	0.13
		(0.04)	(0.04)	(0.12)	(0.10)
as.factor(star)4		0.25***	0.26***	−0.06	0.26
		(0.05)	(0.05)	(0.12)	(0.17)
as.factor(star)5		0.68***	0.67***	0.23	0.68*
		(0.07)	(0.07)	(0.13)	(0.27)
as.factor(district)北投區			0.25**	0.18*	−0.11
			(0.08)	(0.08)	(0.37)
as.factor(district)大安區			0.15*	0.15*	0.20
			(0.07)	(0.07)	(0.25)
as.factor(district)大同區			−0.03	0.04	−0.16
			(0.06)	(0.07)	(0.20)
as.factor(district)蘆洲區			−0.37	0.03	
			(0.28)	(0.23)	
as.factor(district)南港區			0.10	0.14	
			(0.11)	(0.11)	
as.factor(district)內湖區			0.10	0.03	
			(0.17)	(0.17)	
as.factor(district)三重區			−0.06	0.16	
			(0.19)	(0.22)	
as.factor(district)士林區			0.12	0.15	0.13
			(0.09)	(0.09)	(0.41)
as.factor(district)松山區			0.19*	0.21**	0.12
			(0.08)	(0.08)	(0.22)
as.factor(district)萬華區			−0.05	−0.00	−0.11
			(0.06)	(0.07)	(0.20)
as.factor(district)文山區			−0.29		
			(0.27)		
as.factor(district)信義區			0.26**	0.23*	0.02
			(0.09)	(0.09)	(0.34)

as.factor(district)中山區				0.05 (0.06)	0.10 (0.06)	0.16 (0.19)
as.factor(district)中正區				0.03 (0.07)	0.06 (0.07)	0.16 (0.22)
R ²	0.32	0.54	0.63	0.66	0.79	0.57
Adj. R ²	0.30	0.52	0.61	0.64	0.77	0.37
Num. obs.	518	495	495	495	372	99
RMSE	0.38	0.30	0.27	0.27	0.21	0.29

*** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$

Table 2: hedonic pricing model for hotels with single room

	Model 1	Model 2	Model 3
(Intercept)	7.33*** (0.08)	7.04*** (0.57)	7.24*** (0.59)
minibar	0.04 (0.11)	−0.03 (0.10)	−0.11 (0.10)
gym	0.45* (0.19)	0.27 (0.18)	0.26 (0.20)
self.breakf	−0.27 (0.17)	−0.26 (0.14)	−0.26 (0.14)
flatTV	0.19* (0.08)	0.14 (0.08)	0.14 (0.08)
spa	0.01 (0.21)	−0.04 (0.18)	−0.16 (0.18)
parking	0.12 (0.09)	0.12 (0.08)	0.11 (0.08)
restaurant	0.29** (0.09)	0.22* (0.09)	0.15 (0.09)
bathtub	0.02 (0.11)	−0.04 (0.09)	−0.06 (0.09)
securityBox	−0.10 (0.13)	−0.12 (0.12)	−0.11 (0.12)
nightmarket	−0.03 (0.08)	−0.11 (0.08)	−0.09 (0.08)
MRT_dist	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)
clean_level		−0.45* (0.18)	−0.40* (0.18)
comfort_level		0.85*** (0.20)	0.60** (0.21)
facility_level		−0.18 (0.24)	−0.09 (0.24)
location_level		0.00 (0.06)	−0.01 (0.07)
service_level		0.16 (0.13)	0.13 (0.13)
cp_level		−0.27	−0.16

		(0.15)	(0.15)
wifi_level		−0.05	−0.06
		(0.07)	(0.07)
as.factor(star)2			0.00
			(0.11)
as.factor(star)3			0.05
			(0.09)
as.factor(star)4			0.24
			(0.16)
as.factor(star)5			0.67*
			(0.25)
<hr/>			
R ²	0.25	0.46	0.51
Adj. R ²	0.16	0.34	0.37
Num. obs.	103	99	99
RMSE	0.37	0.30	0.29
<hr/>			

*** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$

Table 3: individual evaluation (stage1)

	Model 1
(Intercept)	6.00*** (0.75)
factor(goal)獨行旅客	0.44 (0.63)
factor(goal)夫婦/情侶	-0.10 (0.64)
factor(goal)朋友團體	-0.22 (0.64)
factor(goal)商務行程	0.04 (0.62)
factor(goal)攜帶幼童的家庭	0.03 (0.63)
factor(goal)休閒觀光	0.23 (0.62)
factor(goal)與寵物同行	0.55 (0.72)
factor(night)1	1.68*** (0.42)
factor(night)2	1.77*** (0.43)
factor(night)3	1.82*** (0.43)
factor(night)4	1.80*** (0.43)
factor(night)5	1.89*** (0.45)
factor(night)6	1.39** (0.48)
factor(night)7	2.07*** (0.52)
factor(night)8	2.05*** (0.61)
factor(night)9	2.38* (1.09)
factor(night)由	1.36*

	(0.58)
R ²	0.01
Adj. R ²	0.01
Num. obs.	7781
RMSE	1.74

*** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$

Table 4: individual evaluation(stage2)

	Model 1
(Intercept)	7.24***
	(0.27)
ave	0.11**
	(0.03)
R ²	0.02
Adj. R ²	0.02
Num. obs.	497
RMSE	0.66

*** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$

Table 5: quantile regression

	Model 1	Model 2	Model 3
(Intercept)	6.34*** (0.21)	6.36*** (0.20)	6.51*** (0.22)
minibar	-0.03 (0.04)	-0.03 (0.04)	-0.04 (0.04)
gym	0.31*** (0.08)	0.19* (0.07)	0.06 (0.08)
self_breakf	0.07 (0.05)	0.09 (0.04)	0.06 (0.05)
flatTV	0.02 (0.03)	0.02 (0.03)	0.02 (0.03)
spa	0.00 (0.06)	-0.04 (0.06)	0.02 (0.06)
parking	0.08* (0.04)	0.08* (0.03)	0.10** (0.04)
restaurant	0.11** (0.04)	0.06 (0.03)	0.11** (0.04)
bathtub	0.12*** (0.03)	0.07* (0.03)	0.04 (0.03)
securityBox	0.01 (0.04)	0.01 (0.04)	0.06 (0.04)
nightmarket	-0.04 (0.04)	-0.02 (0.04)	-0.04 (0.04)
MRT_dist	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)
clean_level	0.00 (0.04)	0.00 (0.03)	0.03 (0.04)
comfort_level	0.15*** (0.04)	0.18*** (0.04)	0.16*** (0.04)
facility_level	-0.02 (0.04)	-0.03 (0.04)	0.01 (0.04)
location_level	0.04 (0.02)	0.08*** (0.02)	0.04 (0.02)
service_level	0.04 (0.03)	0.01 (0.03)	0.04 (0.04)
cp_level	-0.14***	-0.16***	-0.19***

	(0.03)	(0.03)	(0.04)
wifi_level	0.03	0.04	0.03
	(0.03)	(0.02)	(0.03)
as.factor(star)1	0.32	0.41**	0.32
	(0.17)	(0.16)	(0.18)
as.factor(star)2	0.03	0.00	−0.08
	(0.06)	(0.05)	(0.06)
as.factor(star)3	0.10*	0.07	−0.00
	(0.04)	(0.04)	(0.04)
as.factor(star)4	0.27***	0.32***	0.30***
	(0.06)	(0.05)	(0.06)
as.factor(star)5	0.66***	0.65***	0.73***
	(0.08)	(0.08)	(0.09)
factor(district)北投區	0.14	0.31***	0.20*
	(0.09)	(0.09)	(0.10)
factor(district)大安區	0.13	0.16*	0.19*
	(0.09)	(0.08)	(0.09)
factor(district)大同區	−0.08	0.01	0.03
	(0.08)	(0.07)	(0.08)
factor(district)蘆洲區	−0.33	−0.34	−0.45
	(0.33)	(0.32)	(0.35)
factor(district)南港區	−0.02	0.06	0.05
	(0.13)	(0.12)	(0.13)
factor(district)內湖區	0.13	0.14	0.14
	(0.19)	(0.18)	(0.20)
factor(district)三重區	−0.01	0.08	0.01
	(0.23)	(0.22)	(0.24)
factor(district)士林區	0.01	0.28**	0.16
	(0.11)	(0.10)	(0.11)
factor(district)松山區	0.12	0.21*	0.26**
	(0.09)	(0.09)	(0.10)
factor(district)萬華區	−0.10	−0.01	0.04
	(0.07)	(0.07)	(0.08)
factor(district)文山區	−0.11	−0.24	−0.42
	(0.32)	(0.31)	(0.34)
factor(district)信義區	0.20	0.25*	0.21
	(0.11)	(0.10)	(0.11)

factor(district)中山區	0.01 (0.07)	0.10 (0.06)	0.09 (0.07)
factor(district)中正區	-0.02 (0.08)	0.07 (0.07)	0.08 (0.08)
Num. obs.	495	495	495
Percentile	0.25	0.50	0.75
*** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$			

Table 6: ridge regression

	Model 1
minibar	−0.09 (0.26)
gym	0.75** (0.26)
self_breakf	0.36 (0.26)
flatTV	0.39 (0.25)
spa	0.3 (0.26)
parking	0.91** (0.27)
restaurant	0.99** (0.27)
bathtub	0.86** (0.26)
securityBox	0.37 (0.25)
nightmarket	−0.42 (0.28)
MRT_dist	0.25 (0.27)
clean_level	0.5 (0.39)
comfort_level	2.4*** (0.4)
facility_level	0.22 (0.39)
location_level	0.76* (0.29)
service_level	0.4 (0.35)
cp_level	−2.2*** (0.35)
wifi_level	0.61

	(0.32)
as.factor(star)1	0.36
	(0.25)
as.factor(star)2	−0.33
	(0.26)
as.factor(star)3	0.27
	(0.29)
as.factor(star)4	1.9***
	(0.3)
as.factor(star)5	3.06***
	(0.27)
as.factor(district)北投區	1.05**
	(0.26)
as.factor(district)大安區	0.66*
	(0.27)
as.factor(district)大同區	−0.31
	(0.28)
as.factor(district)蘆洲區	−0.32
	(0.25)
as.factor(district)南港區	0.22
	(0.25)
as.factor(district)內湖區	0.12
	(0.25)
as.factor(district)三重區	−0.11
	(0.24)
as.factor(district)士林區	0.32
	(0.26)
as.factor(district)松山區	0.69*
	(0.26)
as.factor(district)萬華區	−0.52
	(0.30)
as.factor(district)文山區	−0.26
	(0.24)
as.factor(district)信義區	0.86**
	(0.25)
as.factor(district)中山區	0.21
	(0.3)

as.factor(district)中正區	0.03
	(0.29)
ridge parameter	0.08429402
PCs	26
*** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$	