

東吳經濟商學學報 第七十三期
(民國一〇〇年六月)：1-28.

投資客與風險變數對於房屋貸款信用之影響

葉彩蓮* 翁家君**

摘要

本研究係將「負債倍數」、「投資客與否」、「整批房貸戶與否」、「房屋坪數」等四個風險變數，納入傳統房貸信用評分系統中，建立客戶違約之預警模式，以供金融機構做為授信審核之參考，以期能有效降低逾放比率、提升銀行經營績效。研究結果顯示：傳統信用評分模型具有 77.5% 預測準確率，若進一步將「負債倍數」、「投資客與否」、「整批房貸戶與否」、「房屋坪數」等四個風險變數納入模式，預測準確率提高到 89.3%，顯示此四個風險變數在預測違約行為有相當顯著的預測力；其中又以投資客與否的變項最具有預測力，該變數之勝算比為 24.493 最高，與授信品質的相關聯程度亦明顯較其他變項來的高，未來銀行可考慮將此四個風險變數納入信用評分系統中。

關鍵詞：房屋擔保放款、信用評分模型、負債倍數、投資客

* 銘傳大學國企系副教授

** 合作金庫銀行行員

壹、研究背景與動機

本研究主要貢獻係將「負債倍數」、「投資客與否」、「整批房貸戶與否」、「房屋坪數」等四個風險變數，納入傳統房貸信用評分系統中，建構一套客觀、效率化的房屋抵押貸款評估模式，做為銀行授信審核之參考，以期能有效降低逾放比率、提升銀行經營績效。長期以來，在商業銀行的消費性貸款中，房屋貸款業務一直是相當重要的業務，它是銀行主要的獲利來源。近年來，台灣房地產市場交易相當活絡，政府提供各種的優惠房貸政策，鼓勵民間購屋，各金融機構也配合政府房貸政策，如合作金庫銀行、土地銀行、兆豐銀行等，亦紛紛推出以定儲利率為主的指數型住宅貸款(ARMs, Adjustable Rate Mortgages)，以較優惠的利率來吸引客戶，此舉除了為房地產注入活水外，亦使得住宅貸款市場的競爭更加激烈。在如此競爭的金融環境下，一套客觀且合理的信用風險評估系統是必要的，藉由此種科學化的評分方法，能迅速整理與分析授信戶的相關徵信資料，為銀行排除潛在的高風險族群，以利放款決策的制定，有效降低銀行信用風險。尤其是在景氣低迷時，外在環境不佳，廠商獲利能力衰退，即使經驗豐富的專業授信人才，也未必能在事先預見授信客戶信用，因此一套有效的授信預警系統更顯得重要（賴柏志及閻美晴，民97）。

近年來有關金融機構風險管理之重要議題，幾乎全部具焦於「新版巴塞爾資本協定(Basel II)」，其將銀行所可能面臨的信用風險、市場風險及作業風險，全部納入資本計提的考量範圍內，期許在符合當前金融環境下，改善銀行風險衡量方式，有效規範銀行承擔風險的能力，促進金融體系穩定發展。巴塞爾資本協定針對信用風險，提出更具風險敏感性之法定資本之計算方法：內部評等法(Internal Rating Based Approach, IRB)。金融聯合徵信中心為協助金融機構實施內部評等法，並提出使用時機上之建議，其中提到「負債倍數」（顧客總負債/顧客月收入）指標，它可作為銀行訂定差別利率之基礎（林思惟，民95）。個人「負債倍數」比率愈高，意味著個人未來違約機率愈高，銀行則可採取較高利率的訂價策略；反之，若個人負債倍數比率愈低，代表違約個人機率愈低，銀行則可採取較低利率的訂價策略。根據聯徵中心提供之新版消費者個人信用評分產品J10，說明金融機

構若欲發展風險差別訂價策略，可在自有的資料基礎與風險評估系統上，再將聯徵中心提供的「負債倍數」指標納入考量，進行更嚴謹之風險區隔（林思惟，民 97；民 98）。行政院金融監督管理委員會於九十四年明文所訂 DBR22 倍規範（九十四年十二月十九日金管銀(四)字第 09440010950 號函），金融機構對於債務人於全體金融機構之無擔保債務歸戶後之總餘額（包括信用卡、現金卡及信用貸款）除以平均月收入，不宜超過 22 倍，惟目前聯合徵信中心僅開發查詢之功能，尚未將此指標納入信用評分系統中。由於目前銀行在實務上尚未將「負債倍數」指標納入信用評分模型，故本研究擬將此指標，納入信用評分模型中進行探討，期能提高信用評分系統的完備性，有助於銀行信用審核作業，降低未來信用違約率。

近年來在政府的寬鬆貨幣政策下，利率持續走低，國內房市呈現生氣蓬勃之景象，出現越來越多以投資為目的之投資型購屋者，投資者之還款行為相較於自住者是比較不穩定的，因此銀行承受的風險也較高。Feagin (1982) 定義房地產投資客 (Real Estate Speculator) 為企業或是公司進行房地產買賣（或是發展），預期由資產價格上升來獲取利潤。Renaud (2003) 提出在都市發展的過程中，投資客他們擁有房地產資產，預期未來會有資本利得，勇於承擔風險性決策。Belke 及 Wiedmann (2005) 認為銀行的信用政策與資產價格二者互相互影響，資產價格的上升，提高抵押品的價值，降低購屋者或是投資客的借款成本，也帶動金融機構信用快速膨脹。此外 Case 及 Shiller (2001) 說明利率因子是購屋決策過程中重要因素；Baker (2002) 認為擔保利率將左右房地產價格，因為較低的擔保利率降低購屋者的成本。2008 年金融風暴之後，各國紛紛採行寬鬆貨幣政策來帶動景氣，使得利率水準近期處於低檔。投資客由於購屋成本低廉，每月只要支付固定房貸利息，在預期未來又可以獲取豐厚資本利得下，紛紛進入房地產；而金融機構在提高獲利率考量下，加上足額的抵押品，也採行寬鬆信用授信政策。銀行寬鬆信用，投資客的參與，資產價格持續高漲，三者之間相互影響，造成房價居高不下。Gettentag, Herring 及 Wachter (1998) 本質上金融機構放款者，在不動產市場中是短視，他們往往不知情的過度授信，當資產價格在某一期間穩定上升，投資客申請貸款時，由於抵押品價值上升，銀行也願意融通信用，加重房地產循環波動程度。

Renaud (2003) 指出在房地產價格持續上升期間，金融機構放款者往往會陷入一種錯誤的安全感中，因為資產價格持續的上升，放款／資產價格比持續的下降，放款品質明顯上升；而獲利率也提高許多。事實上，金融機構事前針對貸款違約率與總體經濟活動，二者之間的低相關性評估，是錯誤的，因為未來任何總體經濟活動可能會驅動房地產價格反轉下來，而銀行如果又忽視備抵呆帳的提列，將會使銀行面臨資本不足的危機。Ng 及 Chow (2004) 觀察到金融危機與資產泡沫是一致的，快速資產價格上升與銀行信用擴張是同步的。這也說明銀行的寬鬆信用政策，會加速房地產投資（投機），一旦房地產價格無法持續上升，進而造成金融危機。金管會於 2008 年指示銀行公會，研議對「投資客」作出統一的定義，以利財經單位進行風險控管，但截至目前尚未有統一之定義。本研究依據研究樣本銀行，總行發函各分行，對「投資客」之定義，係指購買 2-3 間不動產都屬於套房、買了 2-3 家店面，或有 2-3 間公寓，負債比已逾 5 成者。根據研究的樣本銀行資料顯示，投資客比率高達 27.4%，進一步若房貸戶為投資客，則有 72.263% 會出現有房貸逾期的情形（見表 1），說明該變數的重要性。目前實務上，金融機構尚未將此變數納入信評模型中，為使本研究信用評分模型更能貼切房貸市場的現實狀況，擬將「投資客」指標納入模型中分析，期能使模型能更貼切現況。

林成毅（民 94）在房貸授信風險研究中，提出「是否為整批房貸」為貸款之顯著風險變數之一。所謂「整批房貸」，是指由建商出面，以整批土地和建築向銀行申請融資，並談妥購屋者的貸款條件，如成數、利率等；待房子蓋好後，再把建商的建築融資，轉為購屋者的房屋貸款。由於整批房貸金額大，交易成本低，銀行為了爭取業務，對於「整批房貸」，雖會對貸款戶的信用狀況進行徵信，但因房貸屬擔保放款，購屋者只要無不良信用紀錄，銀行都會通過核貸，在審核上也較為寬鬆。不過，隨著土地標售價格與房價不斷飆高，建商會保留更多餘屋以獲取更高利潤，建商可能利用人頭戶向銀行貸款。然而未來一旦房價下跌，售屋狀況不理想，若加上營運資金不充足，建商可將餘屋丟給銀行，降低自己的風險，進而將風險轉嫁給銀行。建商餘屋貸款一般是由土融轉借，名目為「周轉金」。通常建商銷售房子到一定階段後，剩餘的土融尚未還清，這時建商就會另辦

手續，把土融借款改以未賣出去的房子作為擔保，也就是餘屋貸款，延長還款時限。此外，近日房地產價格不斷創新高，投資客之外、建商亦難辭其咎，政府為了抑制房價飆漲平息民怨，擬議緊縮建商餘屋貸款，可能宣布各行庫針對建商餘屋貸款將限縮成數，並由過去的 2 年期間縮短為 6 個月，用意是避免建商囤貨，逼建商降價出清庫存，並增加市場供給量。此說明「是否為整批房貸」為影響銀行信用評分模型之關鍵風險變數，若未納入信用評分模型內，將會產生偏誤。目前金融機構尚未將「整批房貸」此指標，納入信用評分模型。此外李沃牆及聶建中（民 98）指出「房屋坪數」，為影響房貸違約風險的重要因子。借款者所購買的房屋面積越大，意味著其居住之空間較大，生活品質相對較好，貸款違約機率也越小。反之，房屋面積越小，貸款違約機率越大。銀行在實務上對於小套房貸款趨於保守或婉拒，亦是基於此觀點。本研究擬將「整批房貸」、「房屋坪數」指標，納入信用評分模型以提高模型的完備性。

綜合上述，目前金融機構實務上尚未將「負債倍數」「投資客與否」「是否為整批房貸」納入信用評分模型，由於銀行寬鬆信用，投資客的參與，資產價格飆漲，三者之間相互影響，未來一旦房地產價格無法持續上升，抵押品價值降低，可能引發金融機構危機。因此本研究擬在傳統信評模型中，整合「負債倍數」、「投資客與否」、「整批房貸戶與否」、「房屋坪數」風險變數，建構一套客觀、效率化的房屋抵押貸款評估模式，做為銀行業在審核房貸時的參考，其能縮短銀行審核時間、爭取放款時效、提高服務品質，進而能降低逾放比率、提升銀行經營績效。

貳、相關理論與文獻回顧

國外學者 Gardner-Mills(1989)，將傳統型固定利率房貸分成兩組，一組為正常繳款；一組為逾期繳款 90 天以上，然後運用 logistic 迴歸分析檢驗其中 16 個變數，其結論為(1)成數越高的逾期貸款，越容易違約。(2)有逾期還款記錄的客戶，違約機率高出未曾逾期繳款者 2 倍。(3)或借款者為獨立資本經營、有失業紀錄，也越易形成逾期繳款。Steenackers 及 Goovaerts(1989)則利用逐步邏輯斯迴歸分析(stepwise logistic regression)來探討影響信用之關鍵因素，

得出重要變數有：月收入、住宅所有權、之前貸款次數年齡、地址與工作的時間長度、有無電話、貸款期間、地區別、職業等等。Harrison(2000)，應用邏輯斯迴歸分析，分析 1993-1995 年間授信的相關資料，該研究提出，金融機構之授信行為，應該因地制宜的考量到「當地地區的經濟」與「人口統計變數」，而不是只考量借款戶的基本屬性。Nikola A Tarashev(2005)，以違約機率模型(Probabilities of Default)和邏輯斯迴歸模型進行比較分析，研究結果大多以邏輯斯迴歸模型的驗證結果最佳，此乃由於邏輯斯迴歸模型的假設限制較少。Ayati 及 Sanati (2007)利用某家銀行資料來比較傳統羅吉斯迴歸、Probit 及資料探勘(data mining)—classification and regression tree(CART)的信用評分模型，並藉由 Bootstrap 模擬，來說明 CART 模型的正確性。實證結果顯示 CART 模型的表現優於 Logistic 模型。Mavrie et al (2008)認為信用評分模型可以幫助銀行審核人員，根據申請者的財務與非財務資料，來決定是否要核發信用卡。作者建構一個動態的評分模型，利用一般化線性模型，來評估申請人的信用狀況，並利用存活模型(Survial Analysis)來驗證，申請人在核准後，當信用特徵改變後，其違約的機率。Chen, Guo 及 Huang (2009)探索銀行建立，兩階段信用評估程序的可能性，當銀行的評估成本低於啟動成本(Trigger Cost)時，則需要進行第二階段的審核程序。Medema, Kong 及 Lensink (2009)指出巴塞爾資本協定II的目的，主要是要求銀行業能採行更健全的風險管理，因此銀行需要一套有效的方法，來說服金融管理當局，說明他們的信用評分系統可以運作的很好。作者利用荷蘭某家商業銀行的抵押放款案件，來檢測違約機率模型的有效性，並提出一個簡單驗證方法，以供銀行在實務上可以有效驗證信用評分模型。Lou 及 Hung (2009)蒐集 2003-2005 半導體產業企業資料，利用羅吉斯迴歸、神經網路及 CART 模型，建立違約風險模型及信用評分系統，做為金融機構風險管理的參考。模型中除了採用財務資料外，也將非財務資料如企業特性、環境經濟因素，納入模型中。實證結果顯示羅吉斯迴歸模型表現績效較好，且具有較佳預測率。Bellotti 及 Crook (2009)提出假設認為信用違約的機率(PD)會受到經濟環境影響，然而傳統羅吉斯迴歸模型並未將總體經濟變數納入考量。作者利用存活模型，並考量利率水準及失業率，建立違約機率模型。作者說明納入總體環境變數後，可以提高模型的配適度及改善違約預測率。Chuang 及 Lin (2009)認為由於呆帳問題的存在，使得提高信用評

分系統的正確性變得十分迫切。作者提出兩階段重新歸類的信用評分模型(Reassigning Credit Scoring Model)，來解決模型分類問題及降低第一類錯誤(Type 1 Error)。Wang, Hao, Ma 及 Jiang (2011)將多重式、整合性分類方法如 Bagging、Boosting 及 Stacking 統計方法應用在羅吉斯迴歸、決策樹及神經網路，來探索信用評分系統，並說明這多重式、整合性分類方式可以大幅提高預測正確率。

簡安泰(民 60)，為我國最早研究信用評分制度的學者，他使用「區別分析法」與「卡方分析法」方法，研究「消費信用放款」的相關因素，實證結果顯示簡明資產負債表、每月的淨利所得、借款客戶的信用歷史狀況、住宅月租或設定抵押的支付金額、職業的情況與其他每月付款的總金額等六項，為消費信用放款評估時之考慮因素。後續學者如：李桐豪及呂美慧(民 89)、周建新等(民 93)、梁德馨及黃高鴻(民 96)等，則利用邏輯斯迴歸、多變量迴歸分析模型、區別分析法、卡方分析法等來判斷房屋貸款違約的可能性。考慮的相關變數可區分為個人基本屬性，如性別、婚姻狀況、年齡、職業、教育、保證人、年收入；銀行間關係包括銀行往來家數、被查詢次數、現金卡額度使用率；擔保品屬性方面如擔保品座落區域、物件類別及擔保品所有權等；貸款型態構面，包括估算的房屋價值、借款者貸款當時的負債率、貸款成數核貸利率、補貼別、貸款期限變數。茲將過去部分國內外信用評分文獻整理於附錄 1，附錄 1 亦呈現影響授信品質的相關顯著變數。

此外亦有文獻針對不同模型進行比較分析，黃小玉(民 76)使用區別分析法、線性機率模型、Probit 模型、Logit 模型，利用 1985 年至 1987 年間銀行授信戶中，放款到期未還或積欠利息達三個月以上的公司，30 家作為實驗組，另依行業別和公司規模，選擇與實驗組樣本類似的配對公司作為對照組，實證結果顯示四種模型均具有一定的預測力，而其中 Logit 是較佳的評估模型，因其轉換程序容易、成本較低以及計算簡單等優點。林勉今(民 92)以銀行放款信用評估模式為例，比較區別分析、線性機率、Probit 和邏輯斯迴歸模型，作者說明無論從理論或實證研究角度，認為建立最佳模式的方法為 Logistic 迴歸模型。梁德馨及黃高鴻(民 96)依循新巴塞爾協定最低資本需求，信用風險內部評等法之規範，運用邏輯斯迴歸模型，來預測消費者小額信用貸款違約風險，成功建構出信用評分系統，有效估計出顧

客之預測信用分數。作者亦提出邏輯斯迴歸模型為最符合 Basel II 中 IRB 法的各類要求規範。

綜上所述，各種統計方法均有其利弊，區別分析其特色容易了解何種財務比率具區別能力，缺點是資料需符合常態，且每一變數不可為其他區別變數的線性組合。此外區別分析亦無法有效處理虛擬變數及非線性的問題；且只能針對樣本公司是否發生財務危機進行分類，但卻無法衡量危機發生的機率。Probit 迴歸模型的應變數是二分變數，可解決區別分析中非常態自變數的分類問題。然使用此模型時，必須經由轉換步驟才能求取機率，且分割點之決定若不精確會影響模型的預測能力。類神經網路(Artificial Neural Network)分析無須任何假設條件，不須考慮樣本是否需為常態分配，可處理非量化的變數。其缺點可能會產生模型不易收斂的問題，由於缺乏完整理論架構，在運算的過程中無法得知哪一個變數影響較大。CART 模型採用預測演算法，可以避免資料隱藏的缺失，但是在分割資料上耗時較久。而邏輯斯迴歸模型較適合應用在商業上違約預測，Tarashev(2005)提出，該模型的預測違約能力及具備相對最為穩定、亦最被廣泛運用，本研究擬以邏輯斯迴歸來建立房貸信用授信風險模型。

參、研究方法與變數選擇

一、邏輯斯迴歸模型(Logistic Regression Analysis)

在統計上，當反應變數為連續變數時，一般在進行預測時，多半採用迴歸分析；不過，若反應變數為類別變數(categorical variable)或次序變數而不再是一個連續變數，這時採用的統計方法就是「對數線性模型」(log-linear model)，而邏輯斯迴歸就是其中的一種特殊形式。邏輯斯迴歸模型是由 J. Berkson 提出於 1994 年提出，用於解決每次試驗結果只有成功或失敗二種可能的資料，並了解其中成功比率如何受某些因素的影響。其主要目的和其他的迴歸相同，也是建立一個模型，期望能準確預測反應變數和一組獨立解釋變數間的關係，進而建立一套分類法則，模型中違約事件的發生機率是藉由 Logistic 分配函數的累積機率轉變而成。本研究邏輯斯模型如下：

首先說明線性機率模型如(式 1)：

$$Y_i = \alpha + \beta_i X_i + \mu_i \quad (1)$$

$Y_i = 0$ 或 1 ； 0 表示事件不發生（沒有違約）， 1 表示事件發生（違約）。 X_i 為自變數。 μ_i 為干擾項， $E(\mu_i) = 0, i = 1, 2, \dots, n$ 。

假設 $Y_i = 1$ 的機率為 P_i ， $Y_i = 0$ 的機率為 $1 - P_i$ ，則

$$E(Y_i) = 0(1 - P_i) + 1 \times P_i, \text{ 亦即 } E(Y_i / X_i) = \alpha + \beta_i X_i \quad (2)$$

換言之，（式 1）即為線性機率模型，可以解釋為在已知個體之屬性下，事件發生 ($Y_i = 1$) 的機率。因為 P_i 機率介於 0 與 1 之間， $0 < E(y_i / X_i) \leq 1$ ，因此

$$1 \leq \alpha + \beta_i X_i, \quad P_i = 1$$

$$\alpha + \beta_i X_i \leq 0, \quad P_i = 0$$

一個好的信用評分模型，應能驗證此模型是否具有足夠能力來區分信用狀況的好壞，並評估模型的誤差率是否在合理可接受範圍內。K-S (Kolmogorov-Smirnov two-sample test) 統計檢定，係利用兩樣本累積相對次數分配，驗證違約授信戶的評等分數分配，是否與正常授信戶的評等分數分配是否一致，以瞭解所建置的模型是否能區分兩種不同的授信客戶。當 K-S 值愈大時，愈能證明兩種不同的授信客戶的評等分數分配並不一致，本研究利用 K-S 檢定來區分違約與正常授信戶之間的差異。此外，判別表 (Classification Table) 是利用邏輯斯迴歸模式得到的預測機率值，與事先設定切斷點作比較，形成原始觀察機率值與預測機率值交叉二維表，透過分類表中的預測正確率，可判斷模式在各個情況下的誤差情形。不同切斷點的設定，會影響到模型的預測正確率。一般最常使用的切斷點為 0.5 ，以表示事件發生的機率是均等的，即假設發生違約的機率為均等。

二、研究對象及變數

本研究利用國內某家商業銀行，2003-2009 年間承作北台灣地區之房屋貸款案件，做為研究對象，該銀行自 2003-2009 年間房屋貸款案件共 138,679

件，其中違約件數有 61,237 件。本研究由全體案件中，隨機抽取還款正常戶 700 件及逾期三個月以上的不良戶 300 件，合計 1,000 件，做為研究樣本，同時整理授信申請書上所載之貸款戶基本資料，以及聯合徵信中心查詢之票信、債信、信用卡、及還款記錄、擔保品狀態等之資料，建立房屋信用評分風險模型。

實證模式的應變數為授信品質，將授信戶分為正常戶與逾期戶；令正常戶的授信品質 = 0；逾期戶的授信品質 = 1。應變數則依據過去信用評分模型相關理論與文獻資料，歸納成四大個構面：

- (1) 特徵基本資料，包括性別、婚姻狀況、年齡、職業、教育、保證人、年收入共 7 項變數；
- (2) 擔保品狀態，包括擔保品座落區域、物件類別及擔保品所有權共有 3 項變數；
- (3) 與銀行間關係，包括銀行往來家數、被查詢次數、現金卡額度使用率共 3 項變數；
- (4) 貸款型態構面，包括核貸利率、補貼別、貸款成數、貸款期限共 4 項變數。

上述四大個基本構面，共十七個操作變數。此外本研究進一步將「負債倍數」、「投資客與否」、「整批房貸戶與否」及「房屋坪數」等四個風險變數納入模型中，建構一個新的、考量風險變數的模型，並與傳統未加入風險變數的模型進行比較。

肆、實證結果及分析

一、敘述統計分析

本研究共蒐集 1,000 個樣本數，其中依約履行之正常放款案件為 700 件，佔全體樣本之 70%，而違約之放款案件共 300 件，佔全體樣本之 30%。表 1 為影響房屋貸款戶是否會償還貸款的相關變數之敘述統計。

1. 擔保品區位：

在擔保品區位方面，以擔保品在桃園、新竹縣市的房貸逾期戶比例最高，佔 37.918%，其次為基隆、新北市，佔 30.769%，最後則為擔保品區位為

台北市的房貸戶，違約比例為 21.014%，推測可能原因為能夠購買台北市的房貸戶具有一定的經濟實力，故在房貸的繳付上，較少會出現逾期的情形，而在桃園新竹縣市以及基隆新北市，有較多的投資客，若出租或是轉手獲利不如預期，或者經濟能力較薄弱，則較容易出現有房貸逾期的情形。

2. 物件類別：

透天厝房貸戶的逾期所佔的比例最多，違約比例達 36.923%，其次為公寓，違約比例為 34.79%。透天厝逾期所佔的比例最高，推測可能因透天厝樣本的比例較低僅占 6.5%，加上台灣透天厝物件多位於中南部郊區，而本研究樣本則為北台灣地區，未來取得更多樣本數時，應做進一步探討。公寓違約比率次之，推測因的投資客多為選擇購買公寓為其投資標的，將老舊公寓重新裝潢後在脫手出售，而當投資客出現資金週轉的問題時，就容易出現有房貸逾期的情況發生。

3. 擔保品所有權人：

若借款人本人為擔保品所有人，因為其具有擔保品，可見其具有一定的經濟實力，故在房貸逾期方面違約比例只有 28.947%；若擔保品所有權人非借款人本人，一方面因擔保品所有權人非自己，責任較輕，另一方面也因較無經濟實力，有 40.909% 房貸逾期的情形。銀行在實務上也較偏好擔保品提供人與借款人一致的案件。

4. 貸款期限：

在貸款期限方面，若貸款期限小於 15 年，出現房貸逾期的比例，低於貸款期限介於 15 年到 20 年以及貸款期限大於 20 年，推測可能是因為貸款期限較短，一方面可能是因為貸款戶經濟狀況較好，故不需要較長的還款期限，另一方面也可能是因為房屋價值較低，故貸款期限不須延長，也因此，使得房貸戶較少出現有房貸逾期的情形。

5. 負債倍數：

負債倍數從 7 倍到 34 倍，差異很大。負債倍數愈高違約比率越高，倍數 21 以上者違約比例最高達 39.416%，此與聯徵中心建議可將此變數，做為銀行建立差別定價之參考指標相呼應。

6. 投資客與否：

在是否為投資客方面，若房貸戶為投資客，有 72.263% 會出現有房貸逾

期的情形，若房貸戶為非投資客，只有 14.05% 會出現有房貸逾期的情形。顯示投資客的違約比率遠大於自住客，推測投資客在房價高漲且銀行政策較寬鬆時，可以容易取得融資資金，但一旦整體景氣下滑時，如 2008 年金融風暴發生，則容易發生週轉不靈之現象。

7. 整批房貸戶與否：

在是否為整批房貸方面，若為整批房貸，有 61.383% 會出現有房貸逾期的情形，若非為整批房貸，則只有 13.323% 會出現房貸逾期的情形。顯示整批房貸戶較易出現逾期的情形。也說明整批房貸金額大，交易成本低，銀行為了爭取業務，對於「整批房貸」在審核上也較為寬鬆。

8. 房屋坪數：

房屋坪數方面，最大值為 94.420 坪，最小值為 10.130 坪，平均數為 38.696 坪。坪數愈小違約比率越高，房屋坪數小於 15 者，可視為小套房，違約比例最高達 88.15%，推究其原因可能低總價的小套房較為投資客所偏好，或者購買購買小套房的貸款戶，經濟能力較差。

表 1 影響房屋貸款戶是否會償還貸款的相關變數敘述統計表

變項	類別	樣本數	分佈比例	房貸逾期戶		
				違約筆數	違約比例 (%)	佔全體樣本比例 (%)
性別	男性	509	50.900%	163	32.024%	16.300%
	女性	491	49.100%	137	27.902%	13.700%
婚姻狀況	未婚	499	49.900%	163	32.665%	16.300%
	有婚姻記錄者	501	50.100%	137	27.345%	13.700%
年齡	30 歲以下	221	22.100%	66	29.864%	6.600%
	31-50 歲	528	52.800%	150	28.409%	15.000%
	51 歲以上	251	25.100%	84	33.466%	8.400%
職業	軍警、教師、公家機關或公營事業員工	522	52.200%	152	29.119%	15.200%
	其他	478	47.800%	148	30.962%	14.800%
教育程度	高中職以下	307	30.700%	85	27.687%	8.500%
	大專畢	486	48.600%	136	27.984%	13.600%
	研究所	207	20.700%	79	38.164%	7.900%
保證人	無保證人	431	43.100%	186	43.155%	18.600%
	有保證人	569	56.900%	114	20.035%	11.400%

投資客與風險變數對於房屋貸款信用之影響

年收入	30 萬以下	207	20.700%	122	58.937%	12.200%
	31~70 萬	296	29.600%	100	33.784%	10.000%
	71~110 萬	307	30.700%	58	18.893%	5.800%
	111 萬以上	190	19.000%	20	10.526%	2.000%
擔保品區位	台北市	276	27.600%	58	21.014%	5.800%
	基隆新北市	455	45.500%	140	30.769%	14.000%
	桃園新竹縣市	269	26.900%	102	37.918%	10.200%
物件類別	公寓	457	45.700%	159	34.792%	15.900%
	華廈／套房、大樓	478	47.800%	117	24.477%	11.700%
	透天厝	65	6.500%	24	36.923%	2.400%
擔保品所有權人	借款人本人	912	91.200%	264	28.947%	26.400%
	非借款人本人	88	8.800%	36	40.909%	3.600%
銀行往來家數	闕漏、0、1	323	32.300%	45	13.932%	4.500%
	2、3	301	30.100%	148	49.169%	14.800%
	>3	376	37.600%	107	28.457%	10.700%
被查詢次數	闕漏、0~3	236	23.600%	64	27.119%	6.400%
	4~5	515	51.500%	158	30.680%	15.800%
	6 以上	249	24.900%	78	31.325%	7.800%
現金卡額度使用率	0	463	46.300%	120	25.918%	12.000%
	>0 (有申請額度，且有動用)	537	53.700%	180	33.520%	18.000%
補貼別	無補貼	599	59.900%	183	30.551%	18.300%
	有補貼	401	40.100%	117	29.177%	11.700%
貸款成數	貸款成數小於 7 成	291	29.100%	75	25.773%	7.500%
	貸款成數介於 7 成到 9 成	468	46.800%	160	34.188%	16.000%
	貸款成數大於 9 成	241	24.100%	65	26.971%	6.500%
貸款期限	貸款期限小於 15 年	265	26.500%	70	26.415%	7.000%
	貸款期限介於 15 年到 20 年	494	49.400%	157	31.781%	15.700%
	貸款期限大於 20 年	241	24.100%	73	30.290%	7.300%
是否為投資客	否	726	72.600%	102	14.050%	10.200%
	是	274	27.400%	198	72.263%	19.800%
是否為整批房貸	否	653	65.300%	87	13.323%	8.700%
	是	347	34.700%	213	61.383%	21.300%
房屋坪數	房屋坪數小於 15 坪	152	15.200%	134	88.158%	13.400%
	房屋坪數介於 16 坪到 40 坪	494	49.400%	124	25.101%	12.400%
	房屋坪數大於 40 坪	354	35.400%	42	11.864%	4.200%
負債倍數	負債倍數 10 以下	439	43.900%	133	30.296%	13.300%
	負債倍數介於 11-20	287	28.700%	59	20.557%	5.900%
	負債倍數 21 以上	274	27.400%	108	39.416%	10.800%

資料來源：本研究整理。

二、邏輯斯迴歸模型分析

為避免變數之間存在共線性，使個別變量的解釋能力不顯著，在進行邏輯斯迴歸模式之前，本研究先以變異數膨脹因子(Variance Inflation Factor, VIF)判斷是否有高度相關之變數，若 VIF 值大於 10，表示自變數間存在高度共線性。實證結果顯示所有自變數之 VIF 值均小於 10，故保留所有變數。

(1) 邏輯斯迴歸模式 I

利用基本資料、擔保品狀態、銀行往來關係，與貸款類型等四大類別中的 17 項變數，建構邏輯斯迴歸模型 I，以機率值 0.5 為分類之臨界值，結果顯示本研究模型 I 的 Hosmer-Lemeshow (H-L 檢定) 卡方值 5.402 ($p=0.714$)，未達顯著水準，說明本研究的模型皆具有良好的適配度。模型 I 整體準確率為 77.5%，房貸正常戶之預測準確率為 90.3%，而房貸逾期戶之預測準確率為 47.7% (表 4)。達顯著水準的變項共七項，包括了保證人、年收入、擔保品區位、物件類別、所有權人、銀行往來家數、貸款利率等，結果如表 2 所示：

表 2 邏輯斯迴歸模式 I 之分類表

變數	β	β 之標準誤 (S.E.)	Wald	自由度	顯著性
性別	-.164	.160	1.048	1	.306
婚姻狀況	-.190	.159	1.428	1	.232
年齡	.068	.116	.337	1	.562
職業	-.036	.159	.052	1	.820
教育程度	.075	.111	.459	1	.498
保證人	-1.163	.161	52.203	1	.000***
年收入	-.843	.086	97.191	1	.000***
擔保品區位	.303	.108	7.874	1	.005**
物件類別	-.309	.131	5.548	1	.019*
所有權人	.662	.264	6.262	1	.012*
銀行往來家數	.299	.097	9.477	1	.002**
被查詢次數	.063	.114	.302	1	.583
現金卡額度使用率	.285	.161	3.113	1	.078
貸款利率	.228	.077	8.825	1	.003**
補貼別	-.143	.164	.764	1	.382
貸款成數	.085	.111	.583	1	.445
貸款期限	.049	.113	.189	1	.664

* $p < 0.05$ ** $p < 0.01$ *** $p < 0.001$ Hosmer-Lemeshow 檢定值=5.402($p=.714$)

(2) 邏輯斯迴歸模式 II

利用上述邏輯斯迴歸模式 I，進一步考量投資客與否、整批房貸與否、房屋坪數、負債倍數等四個風險變數，建構邏輯斯迴歸模型 II，模型 II 以機率值 0.5 作為分類之臨界值。結果亦顯示模型的 Hosmer-Lemeshow (H-L 檢定) 卡方值 5.842 ($p=.665$)，未達顯著水準，說明本研究的模型皆具有良好的適配度。模型 II 整體準確率為 89.3%，其中房貸正常戶之預測準確率為 94.0%，而房貸逾期戶之預測準確率為 78.3% (表 4)。顯著變項共六項，包括了保證人、年收入、所有權人、投資客與否、整批房貸與否、房屋坪數等，結果如表 3 所示：

表 3 邏輯斯迴歸模式 II 之分類表

變數	β	β 之標準誤 (S.E.)	Wald	自由度	顯著性	Exp(B)
性別	-.089	.231	.149	1	.700	1.919
婚姻狀況	-.384	.229	2.821	1	.093	.934
年齡	.150	.172	.763	1	.382	.312
職業	-.029	.232	.015	1	.902	.051
教育程度	.313	.165	3.608	1	.057	2.554
保證人	-1.207	.232	27.181	1	.000***	8.100
年收入	-.910	.123	54.894	1	.000***	5.042
擔保品區位	.301	.156	3.718	1	.054	.039
物件類別	-.017	.183	.008	1	.927	1.195
所有權人	1.019	.348	8.557	1	.003**	.638
銀行往來家數	.134	.141	.897	1	.344	1.346
被查詢次數	.089	.170	.274	1	.601	.143
現金卡額度使用率	.407	.237	2.950	1	.086	1.541
貸款利率	.106	.119	.804	1	.370	.883
補貼別	-.118	.239	.242	1	.623	1.238
貸款成數	-.030	.162	.033	1	.855	.041
貸款期限	-.064	.165	.150	1	.699	.123
投資客與否	3.198	.268	142.711	1	.000***	24.493
整批房貸與否	2.410	.244	97.371	1	.000***	11.138
房屋坪數	-.037	.006	41.339	1	.000***	.963
負債倍數	.012	.014	.756	1	.385	1.012

* p<0.05 ** p<0.01 *** p<0.001

Hosmer-Lemeshow 檢定值=5.842 (p=.665)

在驗證模式 I 及 II 的預測準確率方面（表 4），模式 I 的準確率為 77.5%，有預測力的變項包括保證人、年收入、擔保品區位、物件類別、所有權人、銀行往來家數、貸款利率等七項。若將負債倍數、投資客與否、整批房貸與否及房屋坪數四個變數同時加入傳統模型中，則模式 II 的預測力可以提高到 89.3%，而達到顯著水準的變項共包括了保證人、年收入、所有權人、投資客與否、整批房貸與否、房屋坪數等六項。也就是當納入風險變數之後，傳統基本構面的變數，其預測力均明顯的降低，取而代之的則是投資

客與否、整批房貸與否、房屋坪數等風險變數，由此可見在建構信用評分模型，若能將風險變數納入考量，將可有效提高模型整體的預測準確率。

表 4 邏輯斯迴歸模式比較表

模式	預測		正常戶	逾期戶	準確率
	實際				
信用評分模式 I	正常戶		632	68	90.3%
	逾期戶		157	143	47.7%
	概要百分比				77.5%
信用評分模式 II	正常戶		658	42	94.0%
	逾期戶		65	235	78.3%
	概要百分比				89.3%

【資料來源：本研究整理】

三、信用評分系統之探討

1. 在 Kolmogorov-Smirnov (K-S 檢定) 兩獨立樣本檢定統計量方面，用以檢驗逾期戶與正常戶在評等分數上是否相同，檢驗此模型是否具有足夠能力區分房貸正常與逾期的情形，並評估模型的誤差率使否在合理的可接受的範圍之內，結果如表 5 顯示，模型 II 的 K-S 值為 10.675， $p < 0.001$ ，達到顯著性，表示房貸正常與逾期的評等分數並不相同，顯示模型 II 具有良好的區分能力，可正確分辨出房貸正常與逾期之間的差異。

表 5 模型 II 之 K-S 檢定

	評等分數
Kolmogorov-Smirnov 檢定 (K-S 檢定)	10.675
漸近顯著性 (雙尾)	.000

【資料來源：本研究整理】

2. 利用邏輯斯迴歸模式，估計在各變數水準組合下所得的預測機率值 p (即預測該顧客違約機率)，將 $1 - p$ 乘上 10 轉換成申請人之信用分數。此分數之意義為在該顧客之申請基本條件下，所可獲得的分數。以 10 分數

做為間隔，藉以觀察顧客群在不同區間，違約比例之分佈狀況。從表 6 可以看出，20 分以下的逾期戶樣本數最多，違約比率達 58.33%，而 81 分以上的正常戶樣本數最多，正常比率 82.42%，另外正常/違約累積比例差異最大的在 51~60 分之間。信用分數以 50 分做為此研究正常/違約的得分切割點。此切割點可以做為潛在貸款戶試算判別是否違約的標準。

表 6 正常／違約比例與評分分數統計表

分數區間	房貸正常戶樣本數	房貸逾期戶樣本數	正常比例	逾期比例	Fa(X)	Fb(X)	差異
20 分以下	10	175	1.429%	58.333%	1.429%	58.333%	56.90%
210	5	26	0.714%	8.667%	2.143%	67.000%	64.85%
310	14	22	2.000%	7.333%	4.143%	74.333%	70.19%
410	13	12	1.857%	4.000%	6.000%	78.333%	72.33%
510	20	9	2.857%	3.000%	8.857%	81.333%	72.47%
610	23	9	3.286%	3.000%	12.143%	84.333%	72.19%
710	38	17	5.429%	5.667%	17.571%	90.000%	72.42%
81 分以上	577	30	82.429%	10.000%	100.000%	100.000%	0.00%

【資料來源：本研究整理】

3. 為了避免隱藏模型預測力不佳情形，需同時檢視不同情況下的誤差，本研究考慮多種不同的切斷點下模式 II 預測率，並依實務對偏差加以調整，可使模型的預測更趨精確。如表 7 所示，以切點機率 0.6 之下之預測正確率最佳，分別為預測正常戶正確率 95.9%、預測逾期戶正確率 74.3%、整體預測正確率 89.4%，與原切點機率 0.5 的模型相較提高了 0.1% 的整體預測正確率。在銀行實務上，切點機率 0.6 其正常戶預測率較高，可用於留住現有客戶，切點機率 0.5 其逾期戶預測率較高，較適用於判斷是否為催繳戶。

表 7 樣本在各機率切點下邏輯斯迴歸模型 II 預測能力正確率

切點機率	預測正常戶正確率	預測逾期戶正確率	整體預測正確率
0.2	82.4%	90.0%	84.7%
0.3	87.9%	84.3%	86.8%
0.4	91.1%	81.3%	88.2%
0.5	94.0%	78.3%	89.3%
0.6	95.9%	74.3%	89.4%
0.7	97.9%	67.0%	88.6%
0.8	98.6%	58.3%	86.5%
0.9	99.6%	46.0%	83.5%

【資料來源：本研究整理】

4. 有別於傳統信用評分系統，本研究模式 II 加入四個風險變數，投資客與否、整批房貸與否、房屋坪數、負債比率等，茲說明如下：

(1) 投資客與否

由表 8 可看出，投資客與否的參數估計值(3.198)與勝算比(odds ratio)(24.493)最大；這意味投資客之違約／正常比為非投資客 24.49 倍。房貸戶是否投資客為本實証研究上，能夠預測房貸正常與否的一個重要的因素。其理由可能因為當房貸戶為投資客時，多會有超貸的情形，相對的也只需要具備較少的資金就可以進行房屋投資，也因為如此，一但房屋出租不易或是轉手獲利不佳時，甚至遇到房屋價格下跌，造成投資上獲利虧損的情況，使得投資客出現資金週轉的問題時，就容易出現有房貸逾期的情況發生。近期政府採行寬鬆貨幣政策，景氣逐漸復甦以及開放陸客投資，市場上充斥較多資金，間接使得投資房地產的投資客增加，相對的提升該變數的預測力。邱于修（民 96）分析自住者及投資者之購屋特徵異同，並預測購屋者成為投資客之機率，此說明「投資客與否」該變數的重要性。

(2) 整批房貸與否

為整批房貸與否的參數估計值為 2.410，勝算比為 11.138，說明整批房貸之違約／正常比為非整批房貸 11.13 倍（表 8）。林成毅（民 94）將「整批房貸與否」視為一影響房貸顯著風險因子，由於「整批房貸」是指由建商出面，向原土地和建築融資銀行談妥購屋者的貸款條件，如成數、利率

等；待房子蓋好後，再把建商的建築融資，改為購屋者的房屋貸款。以往銀行對於「整批房貸」，為顧及銀行與建商間之良好合作關係，雖會對貸款戶的信用狀況進行徵信，但因房貸屬擔保放款，貸款戶只要無太大的不良紀錄，大致上都可與建商談妥貸款利率及成數，相較之下核貸條件較一般客戶來的寬鬆，故使得整批房貸戶較容易出現有房貸逾期的情況發生。由於整批房貸金額大，交易成本低，銀行為了爭取業務，對於「整批房貸」在審核上也較為寬鬆，但也降低授信品質，建議金融機構在辦理整批房貸時，應在業績壓力和授信品質之間取得平衡。

(3)房屋坪數

在房屋坪數方面，本研究發現房屋坪數較小的房貸戶較容易出現有房貸逾期的情形。其原因可能是因借款者所購買的房屋面積越大，表示其居住之空間較大，生活品質相對較好，貸款違約機率越小。反之房屋面積越小違約機率越大，而坪數較少的房屋多為小套房，而房貸戶若非為投資客，則為經濟能力較弱的房貸戶。除了投資客之外，經濟能力較弱的房貸戶可能會因為日常生活中的突發狀況而需要資金，進而造成繳款不正常，故在房屋坪數方面，也是預測房貸逾期與否的一個重要因素。本實證結果與近期李沃牆及聶建中（民 98）特別將「房屋坪數」視為一個重要的因子，其因借款者所購買的房屋面積越大，貸款違約機率越小不謀而合。

(4)負債比率

負債比率的參數估計值為 0.012，勝算比為 1.012，說明有負債者之違約／正常比為沒有負債者 1.012 倍（表 8），意味著該比率愈高，個人未來違約機率愈高。此也與聯徵中心建議可將此變數，做為銀行建立利率差別定價之參考指標相呼應。

綜上所述可看出投資客與否勝算比為 24.493、整批房貸與否為 11.138，意味著此二變項與授信品質的相關聯程度明顯較其他變項來的高。

表 8 風險變數估計係數與指數勝算比率

	參數估計值	Exp(B)
投資客與否	3.198	24.493
整批房貸與否	2.410	11.138
房屋坪數	-.037	.963
負債比率	.012	1.012

【資料來源：本研究整理】

伍、結論與建議

房屋擔保放款係銀行主要業務項目及獲利來源之一，銀行在審核房屋抵押放款業務時，為有效降低信用風險，應建立一套授信評量模式，分析影響放款違約之因素，找出風險特徵變數，有助於銀行之授信決策及提升資產品質。本研究以國內某家商業銀行之個人房屋貸款案件，共 1000 件為研究對象，研究資料期間由 2003 至 2009，期間長達七年，實證結論說明如下：1. 以十七項具代表性之傳統特徵變數，所建構之邏輯斯迴歸模型 I，模型整體準確率為 77.5%，此外保證人、年收入、擔保品區位、物件類別、擔保品所有權人、銀行往來家數、貸款利率等七項變數，是影響授信品質之顯著變數，並具有一定之預測準確率。此研究結果亦與過去學者簡安泰（民 70）、李桐豪及呂美慧（民 89）、周建新等（民 93）、梁德馨及黃高鴻（民 96）等研究結論一致，此一研究結果可協助銀行在承作房屋貸款時，做為審核之參考。2. 有別於傳統模型 I，進一步將投資客與否、整批房貸與否、房屋坪數、負債倍數等四個風險變數，同時納入考量，此即模型 II，整體模型預測準確率可以提升 12%，達 89.3%，此意味著將投資客與否、整批房貸與否、房屋坪數、負債倍數等四個風險變數，相對於傳統變數，它具有更佳的預測力。建議金融機構可將此四個風險變數納入信用評分系統中，以提高授信品質。

金融機構在追求放款業務成長外，也應兼顧資產品質，為提升授信資產品質，銀行在承作整批房貸時，宜選擇由自身銀行土地建築貸款衍生之整批房貸，工案座落地則應擇優選擇。若非由自身銀行建築貸款衍生之整

批房貸，應建議選擇擔保品座落於台北市或台北縣各市鎮距較佳的區位，如捷運站附近範圍內地點良好者。再者，銀行在對投資客授信時，必須降低貸款成數、拉高利率、取消貸款寬限期，授信條件不得過於寬鬆，且避免投資客利用人頭戶來申貸，以降低授信風險。最後，銀行內部應成立部門，專責處理貸款審批，作為審核房貸的最終決策單位，以達到審貸分離，形成平衡制約機制，劃分職權和責任，防範信用風險。藉由這一波全球金融海嘯的衝擊，銀行業者重新檢視相關的授信風險控管機制，才能因應未來金融環境的挑戰。

房貸戶「是否投資客」為本實証研究上，預測房貸正常與否的一個重要的因素，由於金融危機與資產泡沫又是一致（Ng 及 Chow，2004），快速資產價格飆漲也與銀行信用擴張是同步的，未來一旦房地產價格無法持續上升，反轉直下，銀行如果又輕忽備抵呆帳的提列，將會使銀行面臨資本不足的危機，並引發金融危機（Renaud，2003）。近日台灣房地產市場價格不斷創新高，市場供給量也隨之大幅放大，政府為抑制房價飆漲，也陸續針對投資客採行一些措施，特別要求銀行持續對第二間及小坪數套房緊縮銀根，規定放款成數低於七成，並提高貸款利率。財政部為了防止投資客炒房，更進一步研議「特別稅法條例」草案，針對一年內短線炒房之房屋交易課取「暴利稅」，最高稅率達 30%，但符合自住條件者不在此限，希望能達嚇阻投資客炒作房價。銀行對於房貸應有居高思危的風險意識，審慎篩選房貸客戶、房屋核貸成數也應保守，以避免自身陷入高風險困境，亦可配合政府抑制房價政策。值的一提，短線投資客炒作是房價高漲的原因之一，但卻不是主要的原因，房價反映的是土地、人口、產業、國民所得、全球化資金移動、稅制等眾多因素。政府欲解決高房價問題，應由根本面著手，而非單從銀行的信用政策著手。建議投資型購屋者、或欲選擇坪數較小的購屋者，需謹慎考量自備款是否充足、座落地點是否便利等，未來一旦銀行緊縮銀根，也能維護個人的信用紀錄。

本研究利用國內某家商業銀行，2003-2009 年間承作北台灣地區之房屋貸款案件，做為研究對象，由於客戶各項資料均為各金融機構之業務機密，資料取得不易，本研究僅以一家本國銀行位北部地區分行之樣本資料進行研究，此乃本研究之限制。此研究結果雖不能完全代表台灣所有商業銀行

放款活動，但亦具某種程度參考價值，可供銀行界授信准駁參酌。未來若能將研究範圍擴大至其他銀行，或進一步將其他地區也納入考量，將可提高研究結果之代表性。此外，整體經濟情況的改變或不可抗力之因素，皆有可能影響放款品質，未來亦可將失業率、國民生產毛額等總體變數納入模型分析，以提高模型的穩健性。

附錄 1 部份國內外信用評分模型相關文獻整理表

作者 (年份)	研究方法	影響授信品質的顯著變數
Gardner-Mills (1989)	logistic 迴歸分析	貸款成數、逾期還款記錄的客戶、失業紀錄、抵押品的屋齡越高、每月償還本利占家庭所得之比例
Steenackers and Goovaerts (1989)	logistic regression	月收入、住宅所有權、之前貸款次數年齡、地址與工作的時間長度、有無電話、貸款期間、地區別、職業
Harrison (2000)	logistic 迴歸分析	考量到「當地地區的經濟」與「人口統計變數」，而不是只考量借款戶的基本屬性，而另外也須考量該自身資產比率，而來進行授信行為。為得知影響違約損失率的變數
DeFranco (2002)	加權最小平方法	貸款保險合約之有無、貸款種類、借款者貸款當時的負債率：所得率、抵押品持有目的、估算的房屋價值、房屋價格指數之波動、原始貸款成數、貸款金額、相關的成本變數、利率差
簡安泰 (民 60)	區別分析法 卡方分析法	簡明資產負債表、每月的淨利所得、借款客戶的信用歷史狀況、住宅月租或設定抵押的支付金額、職業的情況與其他每月付款的總金額
呂美慧 (民 89)	logistic 迴歸分析	金融往來關係、擔保品相對位置的相對關係、婚姻狀況、學歷、貸款期間、借款人與擔保人的關係、借款人通信地址
郭姿伶 (民 89)	logistic 迴歸分析	年齡、貸款每月攤還金額、貸款額度、購買新屋、性別
李海麟 (民 91)	logistic 迴歸模型	性別、年齡、年收入、貸款型態、婚姻情形、貸款區分及擔保品所有權者
陳清河 (民 93)	logistic 迴歸分析	服務機關、貸款型態、貸款成數、(連帶)保證人之有無、是否越區承作、是否為購置住宅、擔保物與借戶有緣關係、婚姻狀況、職位
周建新 (民 93)	logistic 迴歸分析	申貸金額、年所得佔借款金額之比率、各行庫借款餘額、各行庫之借款額度、押值、估值、職業、年齡、年所得
林成毅 (民 94)	logistic 迴歸分析	年齡、學歷、寬限期、家庭年所得、貸款成數、現金卡張數、利率、債務、是否為整批房貸、擔保品種類
鄭至斌 (民 96)	logistic 迴歸分析	房屋屋齡、年紀、年收入、貸款成數、有無提供保證人
張雅君 (民 96)	logistic 迴歸分析	年齡、利率、性別及區域別、補貼別
李沃牆、聶建 中 (民 98)	GP-DT 模型	授信用途、擔保品座落縣市、職業、貸款契約利率、性別、年齡、貸款金額、屋齡、貸款年限

參考文獻

1. 行政院金融監督管理委員會，九十四年十二月十九日金管銀（四）字第09440010950號函。
2. 李沃牆及聶建中（民98），「遺傳規畫決策樹模型於房貸提前償還之風險管理」，*住宅學報*，第十八卷第一期，頁63-87。
3. 李桐豪及呂美慧（民89），「金融機構房貸客戶授信評量模式分析— Logistic 迴歸之應用」，*台灣金融財務季刊*，第一卷第一期，頁1-20。
4. 李海麟（民91），*銀行消費者房屋貸款授信評量之實証分析*，國立中正大學國際經濟研究所碩士論文。
5. 周建新、于鴻福及陳進財（民93），「銀行業房貸授信風險評估因素之選擇」，*中管理評論國際學報*，第七期，頁77-103。
6. 林成毅（民94），*貸款人背景條件與房貸授信風險相關之研究*，國立中山大學人力資源管理研究所碩士論文。
7. 林勉今（民92），*消費性貸款授信風險評估之研究-以 X 銀行為例*，大同大學事業經營研究所碩士論文。
8. 林思惟（民95），「銀行推動Basel II聯徵中心提供之服務與協助聯徵中心個人信用評分之應用：風險區隔與風險數量化」，*金融風險管理季刊*，第二卷第二期，頁99-110。
9. 林思惟（民97），「從 IRB 法概念談新版 J10 之應用與查詢效益」，*金融聯合徵信雙月刊*，第一期。
10. 林思惟（民98），「信用評分與信用風險管理」，*金融聯合徵信雙月刊*，第六期。
11. 邱于修（民96），*投資型購屋者機率預測模型之建立*，國立政治大學地政研究所碩士論文。
12. 張雅君（民96），*商業銀行房貸客戶違約因素之探討*，世新大學管理學院財務金融學系碩士論文。
13. 梁德馨及黃高鴻（民96），「小額信用貸款違約風險評分評等模型之建構—依循新巴賽爾資本協定零售型暴險內部評等法之規範」，*風險管理學報*，第九卷第二期，頁1-25。
14. 郭姿伶（民89），*住宅貸款之提前清償與逾期還款*，國立中正大學財務金融研究所碩士論文。
15. 陳清河（民93），*銀行房貸客戶授信風險評估模式之研究*，南華大學財務管理研究所碩士論文。
16. 黃小玉（民76），*銀行放款信用評估模式之研究—最佳模式之選擇*，淡江大學管理

- 科學研究所碩士論文。
17. 鄭至斌 (民 96), 購屋貸款違約逾期因素之探討-以 X 銀行的個案研究, 國立高雄第一科技大學風險管理與保險所碩士論文。
 18. 賴柏志及閻美晴 (民 97), 「金融機構常見新版 J10 問題 Q&A」, 金融聯合徵信雙月刊六月號。
 19. 賴柏志及閻美晴 (民 97), 「消費者個人信用評分產品(J10)第二版(下)」, 金融聯合徵信雙月刊試刊號。
 20. 簡安泰 (民 86), 消費者信用評分制度之研究, 政治大學企業管理研究所碩士論文。
 21. Baker, D. (2002), "The Run-up in Home Prices: Is It Real or Is it Another Bubble?" *Center for Economic and Policy Research*, pp. 1-22.
 22. Bellotti, T. and Crook, J. (2009), "Credit scoring with macroeconomic variables using survival analysis." *Journal of the Operational Research Society*, 60, No. 12, pp. 1699-1707.
 23. Belke, A. and Wiedmann, M. (2005), Boom or "Bubble in the US Real Estate Market?" *Monetary Policy*, pp. 273-284.
 24. Berkson, J. (1944), "Application of the Logistic Function to Bio-assay," *Journal of the American Statistical Association*, 39, pp. 357-365.
 25. Chuang, C. L. and Lin, R. H. (2009), "Constructing a reassigning credit scoring model." *Expert Systems with Applications*, 36, No. 2, pp. 1685-1694.
 26. Chen, Y. P., Guo R. J., and Huang R, L. (2009), "Two stages credit evaluation in bank loan appraisal." *Economic Modelling*, 26, pp. 63-70.
 27. DeFranco, R. (2001), *Unifying models of severity on defaulted mortgages*. Economics Department, University of California at Berkeley.
 28. Feagin, J. R. (1982), "Urban real estate speculation in the United States: implications for social science and urban planning." *International of Journal of Urban and Regional*, 6, No. 1, pp. 1-154.
 29. Guttentag, J. and Herring, R. (1984), "Credit rationing and financial disorder." *Journal of Finance*, 39, pp. 1359-1382.
 30. Gardner, M. J. and Mills, D. L., (1989), "Evaluating the Likelihood of Default on Delinquency Loans." *Financial Management*, 18, No. 1, pp. 55-63.
 31. Harrison, D. M. (2000), "The Importance of Lender Heterogeneity in Mortgage Lending." *Journal of Urban Economic*, 49, pp. 285-309.
 32. Hosmer, D. W. and Lemeshow, S. (1989), *Applied Logistic Regression*. New York: John Wiley and Sons.
 33. Keshavarz, H. G. R. and Ayati, G. H. (2007), "A Comparison between Logit Model and Classification Regression Trees (CART) in Customer Credit Scoring Systems." *Quarterly Journal of the Economic*

-
- Research*, 4.
34. K. E. Case, J. M. Quigley, and R. J. Shiller. (2001), *Comparing Wealth Effects: The Stock Market versus the Housing Market*, NBER Working Paper, 8606, 14.
 35. Lou, H. C. and Hung, C. Y. (2009), "Applications of Data Mining Techniques in Establishing Credit Scoring System for the Traditional Industry of the SMEs." *Journal of Data Analysis*, 4, No. 5, pp. 113-141.
 36. Mavri, M., Angelis, V., Gaki, E. and Koufodontis, L., (2008), "A two-stage dynamic credit scoring model, based on customers' profile and time horizon." *Journal of Financial Services Marketing*, 13, pp.17-27.
 37. Medemam, L., Koning, R. H. and Lensink, R. (2009), A practical approach to validating a PD model, *Journal of Banking & Finance*, 33, pp. 701-708.
 38. Ng, E. H. K. and Chow, R. (2004), *Availability of bank credit and the residential property price level: evidence from Singapore*, School of Business, National University of Singapore, Singapore.
 39. Ohlson, J. A., (1980), "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy." *Journal of Accounting Research*, 18, No. 1, pp. 109-131.
 40. Renaud, B. (2003), "Speculative behaviour in immature real estate markets, lessons of the 1997 Asia financial crisis." *Urban Policy and Research*, 21, No. 2, pp. 151-173.
 41. Steenackers, A. and Goovaer. (1989), "A Credit Scoring Model for Personal Loans." *Insurance Mathematics Economics*, 8, pp. 31-34.
 42. Tarashev A. N., (2005), "An Empirical Evaluation of Structural Credit Risk Models." *Bank for International Settlements*, 179, pp. 28-29.
 43. Wang, G., Hao, J., Ma, J, and Jiang H. (2011), "A comparative assessment of ensemble learning for credit scoring." *Expert Systems with Applications*, 38, No. 1, pp. 223-230.

Credit risk model on residential mortgage loan

Tsai-Lien Yeh* **Chia-Chun Wong****

Abstract

This study extends the traditional credit scoring system with further four factors, i.e. 「debt ratio」, 「real-estate speculator」, 「batch processing mortgage loan」 and 「size of the house」 in the logistic regression model to build a dichotomous prediction model which can be adopted by financial institutes to prevent default risk of residential mortgage loan and improve the quality of risky asset. The empirical results indicate that the overall accurate predict rate of this new model is 89.3%, which is significantly higher than the traditional model (77.5%). Among the four factors, the factor of 「real-estate speculator」 has the highest odds ratio (24.49) indicating that factor of speculator has the most ability to predict default rate.

Keywords: Mortgage loan, credit scoring model, debt ratio, speculator.

* Associate Professor, Department of International Business, Ming-chuan University, 2F, No. 9, Lane 17, Yung-Kang St., Taipei, Taiwan, R.O.C., Tel: 886-2-2882-4564, E-mail: tlyehail.mcu.edu.tw

**Taiwan Cooperative Bank, No.77, Guancian Rd., Jhongjheng Dist., Taipei City 100, Taiwan, sillywhycb-bank.com.tw