

第四章 研究結論與未來研究建議

第一節 研究結論

在實證的研究中，最小平方法是目前最常見到的迴歸分析，其參數估計值的意義在於反應該解釋變數對於被解釋變數的平均影響，且該參數估計值十分容易受到樣本中的極端值影響，而分量迴歸相較於最小平方法的優點即是參數的反應是受到不同分量而有不同的邊際影響，而極端值的存在也無法對於每一分量參數有顯著的影響，如此更能有效率的解釋模型中變數的經濟意義。

而本研究利用六個解釋變數(現金與約當現金/總資產、營業收入/總資產、利息支出/總資產、稅前息前盈餘/總資產、融資活動淨現金流入/總資產、TCRI 信用評等指標)來建構 Binary Regression Quantiles 信用風險模型，我們發現此六項變數在不同分量的顯著性不同，其中利息支出/總資產的解釋效力最差，只有在 0.8 分量下具有顯著，而現金與約當現金/總資產、營業收入/總資產、稅前息前淨利/總資產在兩邊較極端的分量具有的顯著，而融資活動淨現金流入/總資產只有在 0.8 分量時不顯著，TCRI 信用評等指標則只有在 0.2 以及 0.5 兩個分量不為顯著，其他分量下的係數都為顯著。

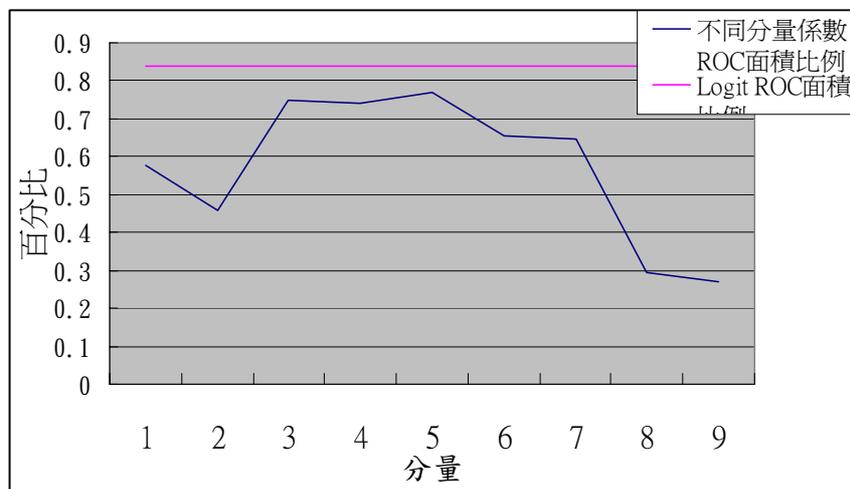
而在預測的部分中，本研究使用 ROC 與 CAP 曲線作為一個判斷標準，我們首先利用 Binary Regression Quantiles 在個別分量下所計算出的係數估計值來計算違約機率，利用此違約機率畫出 ROC 與 CAP 曲線，之後在與以 Logit 方法所計算之違約機率，並以此畫出的 ROC 與 CAP 曲線做一比較。本研究發現，利用越往兩端的 Binary Regression Quantiles 的係數估計值所計算出的違約機率，在 ROC 與 CAP 曲線的驗證下效率越差，相反的，在 0.5 分量下所計算出的 Binary Regression Quantiles 的係數估計值所畫出的 ROC 與 CAP 曲線，和應用 Logit 所畫出的 ROC 與 CAP 曲線相差最小。

【圖 4-1】與【圖 4-2】為不同分量係數與 Logit 所畫出 ROC 與 CAP 所佔面積比例的比較圖，橫軸為不同分量，縱軸為百分比，百分比越高代表該模型越有

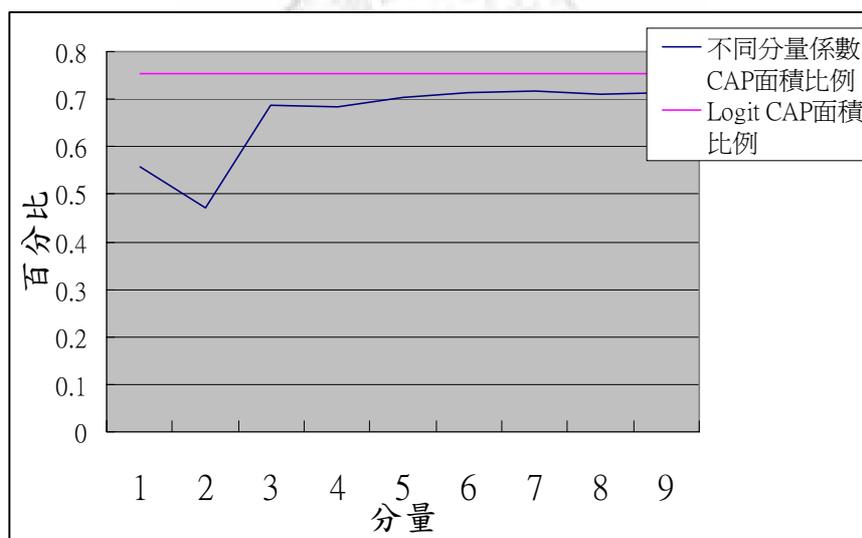
效率，

我們可以發現在 0.5 分量的時候，該係數的表現在 ROC 以及 CAP 是最佳的。

【圖4-1】不同分量係數建構下與Logit估ROC面積比例之比較



【圖4-2】不同分量係數建構下與Logit估CAP面積比例之比較



最後本研究利用 Kordas (2004)的方法，也就是第三章第三節(5)式，來計算觀察值的違約機率預測值，將其結果表示成 ROC 以及 CAP 曲線，並與 Logit 的預測值所劃成的 ROC 以及 CAP 曲線做比較，本研究發現(5)式所做出之違約機率預測值在 ROC 以及 CAP 曲線比較下，並沒有比較有效率。

第二節 未來研究建議

一. 在Quantiles Regression架構下如何做預測:

本研究使用 Kordas (2004)的方法，將 Quantile Regression 應用在屬質的二元被解釋變數上，而原本 Quantile Regression 模型的特點，即是針對樣本內的資料在不同分量下，做更多的瞭解與解釋，在以此為基礎上，本研究認為 Binary Regression Quantiles 相較於傳統 Logit 方法，在模型的建構上應該會出現配適度較佳的情況，而利用第三章第三節(5)式，所計算出的違約機率預測值，在 ROC 以及 CAP 曲線上卻反而沒有顯現出較佳的預測效率，本研究認為如何在已知各分量係數下，給予不同權數來計算出一違約機率，為未來可以改良的地方。

二. 變數選取的改良

本研究中的六個變數皆是屬於財務變數，但影響上市公司違約與否除了該公司的財務變數外，市場的環境與總體經濟的指標，皆有可能影響到該公司的營運，如江欣怡(2003)除了會計基礎與市場基礎的變數外，也加入了總體經濟變數，而如此也提升了模型的預測能力，曾素娟(1999)指出應考慮不同經濟情況建立不同環境下的預警模式，如景氣擴張以及景氣衰退時，對企業違約與否的預警模型也該不同，林宓穎(2001)則發現董監事持股質押比例與發生財務危機的可能呈現顯著正向關聯性。不同的產業也可能有該產業特殊的變數需要考慮。歐再添(2002)認為各產業之財務結構不同，故應針對個別產業建立不同的預警模型，該研究發現應收帳款收帳天數為上市電子公司財務狀況的重要預測變數。