

# 企業信用評分如何因應企業會計準則(EAS)之導入

李彥錚/金融聯合徵信中心 研究部

## 前言

在去(2017)年時本中心曾就企業會計準則(EAS)於2016年的導入做過初步的探討<sup>1</sup>，該文以我國2012-2013年時轉換IFRS的經驗為基礎，並輔以經濟部所公開之EAS說明資料、以及本中心委託勤業眾信會計師事務所對EAS條文之研究<sup>2</sup>，得出的初步結論為本次EAS的導入尚不致對評分模型的應用有普遍性的重大影響，故暫時繼續沿用原模型。

但在該文也提到，後續仍必須輔佐一些統計數據以觀察EAS財報的樣本分配有無改變、以及EAS財報的違約預測力有無下降，以評估EAS在銜接ROC GAAP的過程中是否會出現重大落差，再決定EAS在企業評分模型設定上的應用定位。

由於2016年度的EAS財報資料、以及2017年的1年績效觀察期資料業已出爐，因此本文之目的就是延續前文之研究方向，針對

EAS財報的樣本特性加以分析，視其變動程度以決定財報變數於評分模型內的應用設。

## 研究設定

在前篇研究曾經提過，最理想的模式，應該要用全EAS樣本的資料來建模，所建出的評分模型才會最符合樣本屬性，但因為近幾年的企業違約率相當低，所以至少還必須累積個3~4年，才有足夠的違約樣本可以建模。

那麼在此之前，我們評分模型的設定，僅能以ROC GAAP的財報資料做分群、建模，再套至EAS財報的樣本內。因此我們所進行的檢測目標，是要確認「ROC GAAP所認定的好壞標準，仍然可以適用於大部分EAS的樣本上」，以確定假若我們近年內要針對企業評分模型進行改版時，依然可以使用ROC GAAP的財報資料加以建模。

1 李彥錚(2017)，「企業會計準則(EAS)導入對企業信用評分影響之初探」，金融聯合徵信中心雜誌第31期。

2 勤業眾信聯合會計師事務所(2017)，「新版企業會計準則對金融聯合徵信中心建置非公開發行公司財務報表、財務比率及財務類信用資訊產品之影響與因應」，未公開發表。

基於以上之目標，本文的研究設定步驟如下：

1. 選定用以分析的財報變數，其必須為常用且依過去經驗顯示預測效力較佳之財報變數，共選出了10項財務比率。
2. 利用統計軟體 (SAS Enterprise Miner)內建之「互動式群組」功能，針對2015年度的ROC GAAP財報樣本(須符合本中心評分範圍內之中型企業定義<sup>3</sup>)及其於2016年的績效表現(觀察有無違約)，以自動化之方式建立各財報變數之coarse classing結果，並產生相關之CA Report。
3. 將步驟2所建立的財報變數分群方式，套用到2016年度的EAS樣本(樣本選取標準同步驟2)及其於2017年的績效表現(觀察有無違約)，產生相關之CA Report。
4. 同樣套用步驟2所建立的分群結果，計算2016年下各財報變數的PSI<sup>4</sup>(以2015年為基準點)，此項指標意在檢驗EAS樣本在2015年以ROC GAAP所設定的分群標準下，觀察2016年的樣本分布有無跳動，藉此間接評估EAS的導入在財報數值上的變動程度。
5. 接下來我們分別比較財報變數於2015年及2016年的CA Report，觀察在同樣的分群下，變數的違約預測指標(GINI<sup>5</sup>、IV，此係統計軟體內建模組所產生的指標)有無下降，以及違約率的排序有無出現改變。

6. 前面的步驟是觀察單一變數的違約預測力變化，然而由於我們的最終考量，還是模型整體預測力的影響程度，因此我們針對2015、2016這兩群樣本，都分別用統計軟體建立了一個模擬的評分卡，建模的方式係將前述所選用之財報變數結合常用之授信類變數、基本資料類變數，利用軟體內建之「評分卡」功能，以自動化未經人為調整之方式建立評分模型，然而鑒於單一年度的違約樣本稀少，故不依產業別區分卡別。本步驟下我們主要是要觀察在運用了EAS的財報變數之後，評分模型的整體預測效力(KS、AUC)有無下降。
7. 針對步驟6的部分，我們同時再做一項額外的測試，觀察若將2016年樣本集的財報資料去除，純以授信資料及基本資料來建模的話，KS及AUC的結果有無改變，以評估財報資料的增額預測效果。此項測試的考量在於，如果我們不採財報資料建模，對模型整體的影響程度有多大。

## 研究成果

在本段我們將研究成果區分成「樣本分布的變動」、「預測效力與違約排序效果的變動」、「整體模型之影響」、「EAS財報資訊對評分模型之增額影響效果」等4個區塊，以下分別說明之：

3 指實收資本額或銀行借款金額達3千萬以上。因若為中型企業，本中心始會採用財報加以評分，故研究範圍僅限中型企業，且符合本中心評分條件者。至於公開發行以上之公司因其所適用之財報準則為IFRS，故不在本文的研究範圍內。

4 Population Stability Index，即我們在針對評分模型穩定度進行監控時所採用的指標，由於意義同樣皆為衡量樣本變動之程度，因此加以沿用做為本文之分析工具。

5 為AUC的一種變形，與AUC的關係為GINI=2\*AUC-1。

## 樣本分布的變動

我們原先擔心的一個可能性，是EAS的導入會造成衡量方式的改變，繼而導致財報數字出現整體性位移，例如企業的負債比率普遍從40%上升到50%、毛利率普遍從10%下降到5%等情況(以上情境皆為假設，非真實數字)。如果出現這種情況，就表示財報準則的改變出現普遍性的重大影響，過去所建立的好壞標準就必須打破並重新建立，如此一來就不能再繼續用ROC GAAP的財報加以建模並對EAS的樣本加以評分。

因此第一步我們就是要檢驗樣本的分布有無出現大幅變動，而本文用以衡量樣本分布變動的指數為PSI值，即本中心歷來監控評分模型穩定度之工具，依照一貫以來的判斷標準，PSI值若小於10%，表示樣本分配無顯著差異，若介於10%至25%之間，表示輕微變動，若達25%以上，表示樣本分配有顯著變動。

經檢視本文所選出的10項財務比率，其平均的PSI值僅為0.23%<sup>6</sup>，顯示EAS的導入對樣本分配的影響相當微小，故若沿用ROC GAAP所建立的好壞標準，在本質上尚無重大偏差<sup>7</sup>。

## 預測效力與違約排序效果的變動

我們檢視了10項財報變數分別於2015、2016時的違約預測力，結果發現有8個財報變數於2016年的預測力出現下降，與我們原先的預期略有差異，畢竟無論是從EAS條文或樣本分配的變動(PSI指數)，都看不出有普遍性的重大影響，因此我們從中再深入去檢視各個變數的CA Report，分析預測力下降的原因，並觀察這些變數是否仍能繼續應用於模型。本文以下列出3項財務變數「FR5\_2：利息保障倍數(加回折舊折耗攤銷)」、「FR4\_7：稅後淨值報酬率」、「FR3\_2D：應收帳款周轉天數」的CA Report，再續以說明我們的觀察結果。

表 1：「利息保障倍數 ( 加回折舊折耗攤銷 )」於 2015 年的 CA Report

變數	群組	WOE	違約數	正常樣本數	總樣本數	樣本比率	違約率
FR5_2	1	-0.54716	79	8034	8113	45.00%	0.97%
	2	0.35009	18	4490	4508	25.00%	0.40%
	3	1.81631	5	5404	5409	30.00%	0.09%
變數統計指標(2015)：							
GINI 36.730							
IV 0.663							

6 此為依照一般變數常切的群組數3~4組所做出的結果，惟為更嚴格地評估樣本分配究竟有無變動，我們尚嘗試了將變數內的群組數切成10組，以觀察有無較明顯的樣本跳動，而這樣的分組方式所得出的PSI值為0.63%，雖較原計算方法略高，但仍遠低於標準值，顯見財報的樣本分配幾乎沒有因為EAS的導入而有所改變。

7 然仍應存在部分差異較大的案例，惟因本中心評分模型係採大量樣本加以建立，對整體性的影響不大。

圖 1：「利息保障倍數 ( 加回折舊折耗攤銷 )」於 2015 年之違約率及樣本分配圖

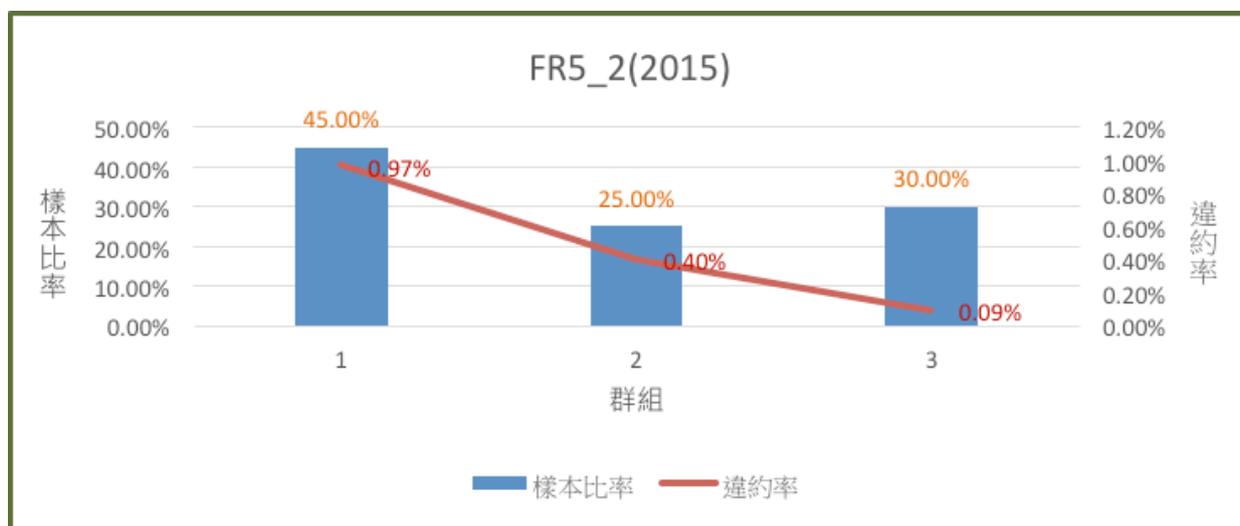


表 2：「利息保障倍數 ( 加回折舊折耗攤銷 )」於 2016 年的 CA Report

變數	群組	WOE	違約數	正常樣本數	總樣本數	樣本比率	違約率
FR5_2	1	-0.41145	56	7839	7895	45.93%	0.71%
	2	0.09041	18	4162	4180	24.32%	0.43%
	3	1.23988	7	5109	5116	29.76%	0.14%

變數統計指標(2016)：  
GINI 27.854  
IV 0.361

圖 2：「利息保障倍數 ( 加回折舊折耗攤銷 )」於 2016 年之違約率及樣本分配圖

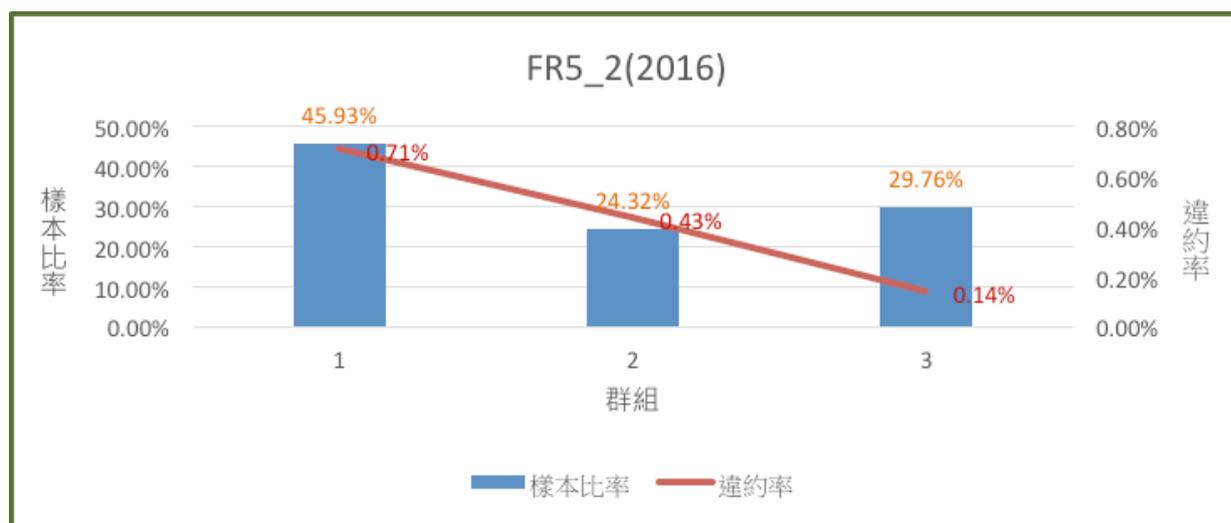


表 3：「稅後淨值報酬率」於 2015 年的 CA Report

變數	群組	WOE	違約數	正常樣本數	總樣本數	樣本比率	違約率
FR4_7	1	-0.67883	20	1783	1803	10.00%	1.11%
	2	-0.01596	57	9860	9917	55.00%	0.57%
	3	0.3579	25	6285	6310	35.00%	0.40%

變數統計指標(2015)：  
GINI 15.773  
IV 0.103

圖 3：「稅後淨值報酬率」於 2015 年之違約率及樣本分配圖

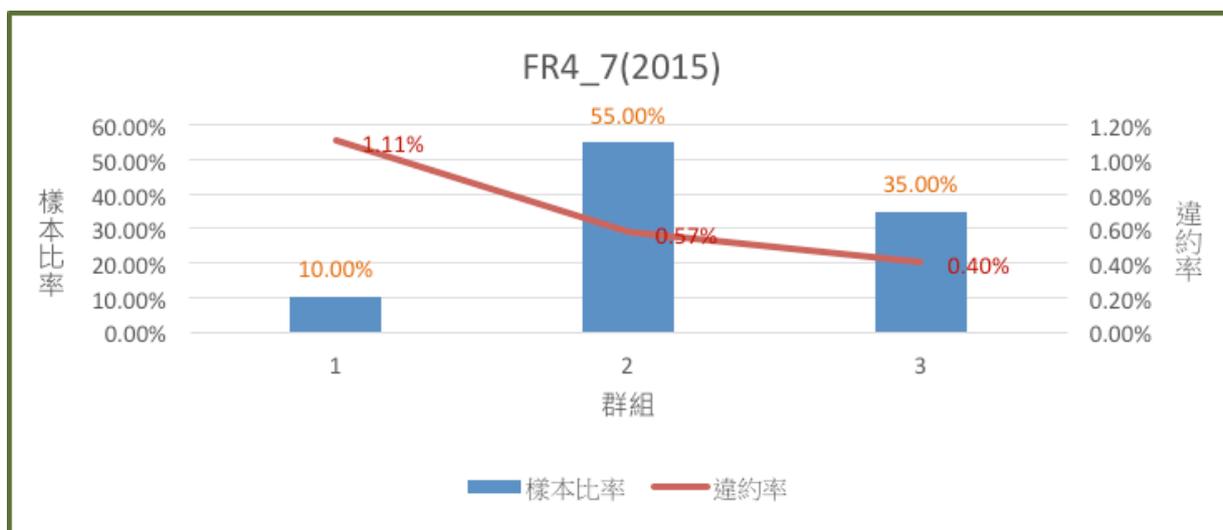


表 4：「稅後淨值報酬率」於 2016 年的 CA Report

變數	群組	WOE	違約數	正常樣本數	總樣本數	樣本比率	違約率
FR4_7	1	-0.4661	13	1723	1736	10.10%	0.75%
	2	0.04386	44	9711	9755	56.74%	0.45%
	3	0.11298	24	5676	5700	33.16%	0.42%

變數統計指標(2016)：  
GINI 7.183  
IV 0.033

圖 4：「稅後淨值報酬率」於 2016 年之違約率及樣本分配圖

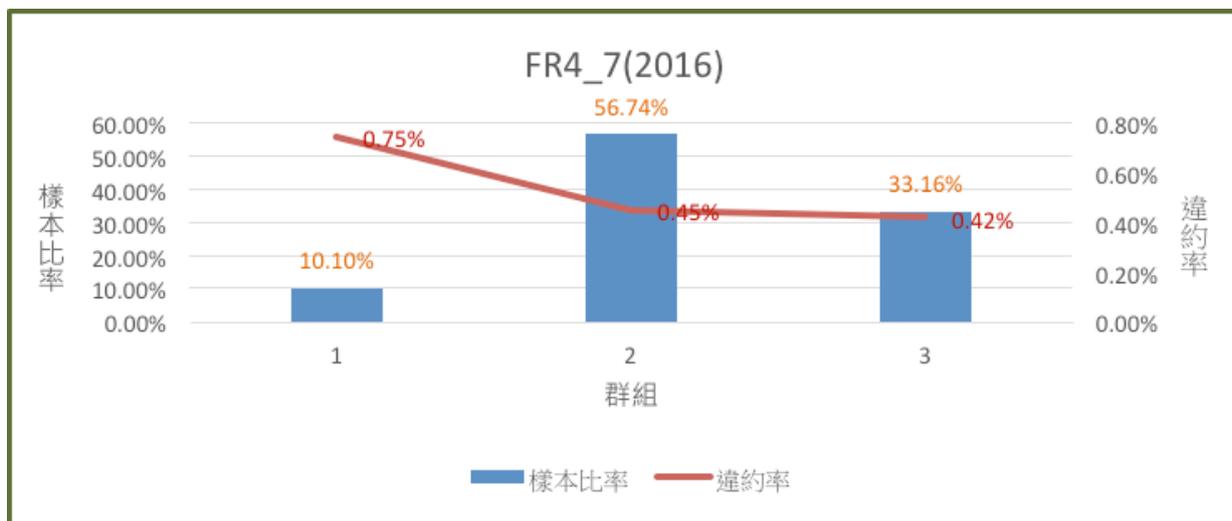


表 5：「應收帳款周轉天數」於 2015 年的 CA Report

變數	群組	WOE	違約數	正常樣本數	總樣本數	樣本比率	違約率
FR3_2D	1	2.03945	2	2702	2704	15.00%	0.07%
	2	0.00184	56	9861	9917	55.00%	0.56%
	3	-0.36568	44	5365	5409	30.00%	0.81%

變數統計指標(2015)：  
GINI 20.408  
IV 0.316

圖 5：「應收帳款周轉天數」於 2015 年之違約率及樣本分配圖

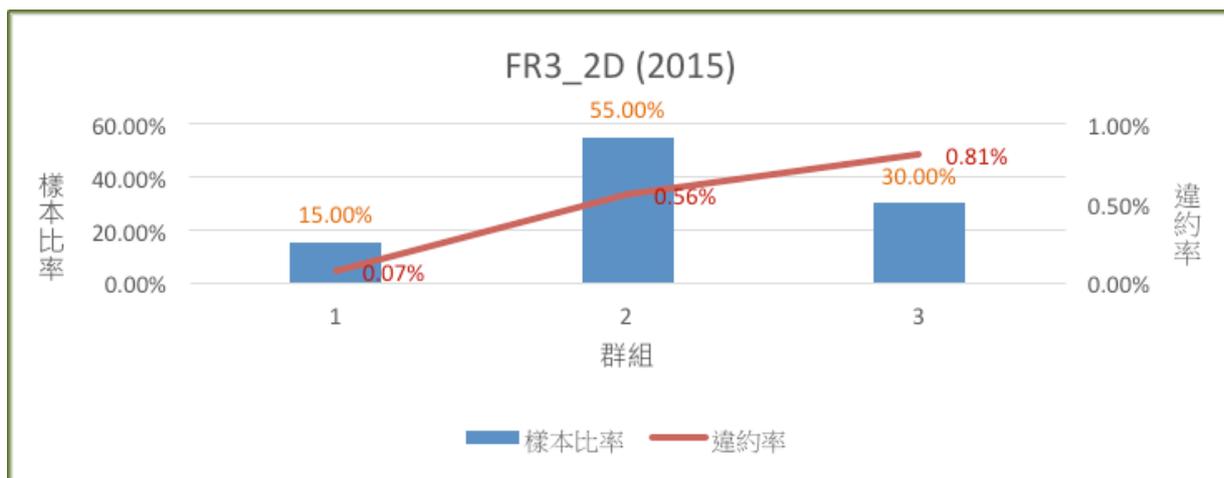
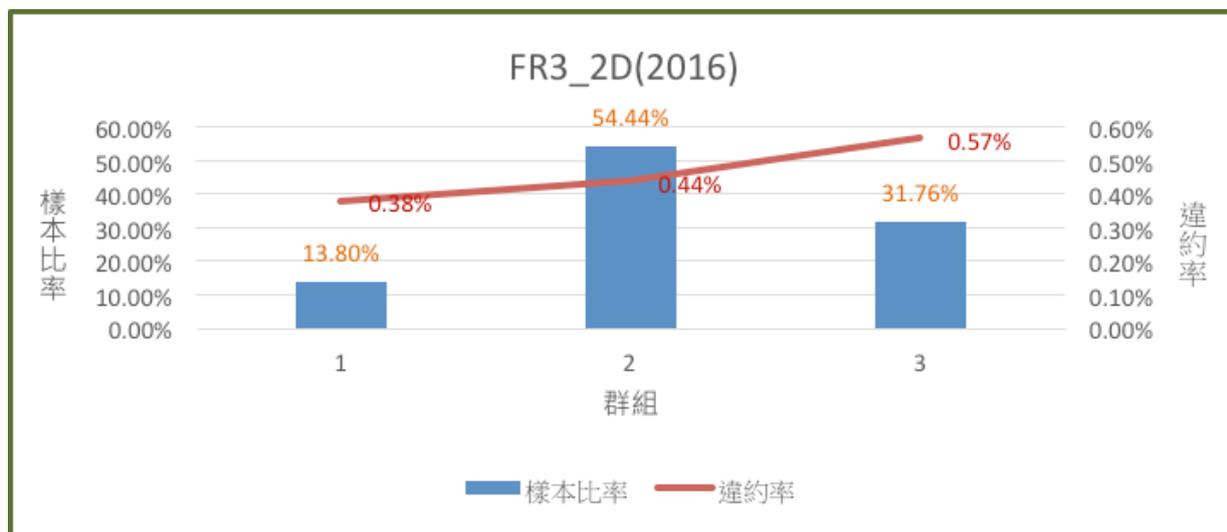


表 6：「應收帳款周轉天數」於 2016 年的 CA Report

變數	群組	WOE	違約數	正常樣本數	總樣本數	樣本比率	違約率
FR3_2D	1	0.21749	9	2363	2372	13.80%	0.38%
	2	0.07316	41	9318	9359	54.44%	0.44%
	3	-0.18745	31	5429	5460	31.76%	0.57%

變數統計指標(2016)：  
GINI 7.481  
IV 0.021

圖 6：「應收帳款周轉天數」於 2016 年之違約率及樣本分配圖



我們若比較表1與表2、圖1與圖2，就可以看出「利息保障倍數(加回折舊折耗攤銷)」在2016年的預測力有不小的下降(IV值從0.663至0.361)，然而如果我們看違約率的排序，依然可以看出線性的排序效果(2015年：0.97% -> 0.4% -> 0.09%；2016年：0.71% -> 0.43% -> 0.14%)，但因為最高風險群組下(群組1)的違約率下降，繼而使好壞群組間的對比被削弱，因此在違約預測力的指標數值上有所下降。

這樣的情形同樣出現在「稅後淨值報酬率」(比較表3與表4、圖3與圖4)及「應收帳款周轉天數」(比較表5與表6、圖5與圖6)這兩項變數上，我們可以看出基本上風險排序的效果雖然還在，但因為好壞樣本間的違約率差異降低，故導致預測指標變差。這個現象的原因出在違約的總樣本數原已不多(中型企業且有財報的違約率較一般微小型企業又更低)，因此違約數的些許增減即易使統計指標受影響。

為了確認是否此係因違約樣本數的減少而致，我們尚作了另一種嘗試，即把2016年的EAS財報變數以統計軟體採自動化方式重新分群(不套2015年的分群方式)，再重行計算各財報變數的違約預測力，結果發現10項變數中仍有7項變數的違約預測力下降(原先為8項)，顯示即使是採用電腦所選擇最理想的分群方式，2016年財報樣本的違約預測力仍然會下降，與是否套用ROC GAAP的分群並無絕對的關係，而係當年度的樣本特性所致。

### 整體模型之影響

儘管個別的財報變數預測力在2016年有所下降，然而我們最關注的依然是財報變數置於評分模型時，對模型的整體預測力是否會造成下降，因此我們選了數項常用的建模變數(包含

基本資料如資本額、授信資料如額度使用率及查詢次數等)，併同前述10項財報變數，利用統計軟體採自動化方式分別針對2015、2016兩群樣本建立評分卡(以下簡稱卡15、卡16)，再加以比較卡15與卡16的KS及AUC，以模擬EAS對建模的影響。

而我們的研究結果顯示，卡15的KS為66.08、AUC為90.11；卡16的KS為73.5、AUC為92.14，說明模型整體預測力並沒有因為財報變數的關係而下降，甚至還略微上升。主要原因為財報變數歷來在本中心評分模型的預測效力及權重本就不如授信類變數，因此它的自體性變化對於模型整體的影響有限；此外，儘管財報變數的預測力有所下降，但由於在CA Report下仍顯示有風險排序之效果，因此對於評分模型也就不至於產生明顯的負面影響了。

表 7：比較財報變數對整體模型的影響

評分卡別	變數組成	KS	AUC
評分卡-2015年樣本 (ROC GAAP)	1.財報變數	66.08	90.11
	2.基本資訊變數		
	3.授信變數		
評分卡-2016年樣本 (EAS)	1.財報變數(選用之變數及分群方式同2015年)	73.50	92.14
	2.基本資訊變數		
	3.授信變數		

### EAS財報資訊對評分模型之增額影響效果

我們也曾做過一個假想：「在EAS樣本累積足量之前，是否乾脆不採財報資料加以建模，以維持在一種最理想的比較狀態。」所以

我們針對卡15、卡16再做了一些調整，嘗試剔除所有財報變數後再加以建模，以觀察模型預測力的變化。

而我們的研究結果顯示，剔除財報變數後的卡15，其KS為59.92、AUC為86.69；卡16，其KS為68、AUC為90.7，若將表7與表8互相比較，可看出模型整體預測力會因為沒有納入財報變數而下降，顯示財報變數對於模

型整體有增額之影響效果且與授信變數資訊具有互補性，無論是2015年或效力相對較差的2016年樣本皆然。然而，囿於授信類變數的強大預測效果，財報變數雖有其增額效力但仍屬有限。

表 8：觀察財報資訊對評分模型之增額影響效果

評分卡別	變數組成	KS	AUC
評分卡-2015年樣本	1.基本資訊變數	59.92	86.69
	2.授信變數		
評分卡-2016年樣本	1.基本資訊變數	68.0	90.7
	2.授信變數		

### 評分模型之因應

經由前述的研究結果，我們針對EAS的導入結果約略可以整理出幾個重點：

- 1.財報變數的資料分配沒有甚麼改變。
- 2.財報變數的預測力出現下降，但風險排序效果還在，對整體模型的預測效果亦無負面影響。
- 3.如從模型內剔除財報變數，反致整體的預測力出現下降。

基於以上經由統計數據所導出之成果，再結合我們過去針對EAS條文所做過的研究，我們可以得出「將ROC GAAP所建立的好壞判斷標準，套用至EAS的樣本應不致出現重大偏差」之推論。此外，鑒於EAS財報變數對評分模型仍有增額之預測效果，且財報資料具有收入、獲利等面向之正面屬性資料，在性質上有

別於純屬負面屬性資料的授信類變數，為維持本中心評分模型內資料來源之多元性，故仍繼續沿用財報變數加以評分。

至於如何處理財報變數在評分模型內的細項設定，本中心仍將沿用過去處理IFRS轉換時之經驗，如後續企業評分模型要重新改版建模時，我們會將重心放在「選取較無EAS(IFRS)差異的財務比率」以維持評分模型產出的可比較性，選取的原則為：檢視變數內涵，選用意義無甚改變者；如有調整公式之必要，則加以調整；另外，我們將會偏重選取分類較粗(即涵蓋科目數較多的上階科目)的變數，因為此類變數的影響通常比較小。

在前次IFRS導入的時候，本中心已特別針對財報變數佔模型的權重加以下調，使財報

資訊不須扮演主導企業評分高低的角色，以免於IFRS差異較大的個案出現時，會擾亂企業評分的資訊參考性；而日後改版模型時，本中心亦將維持財報變數低權重的作法，以因應本次EAS之導入。此外，由於財報資訊對於評分模型之意義，有相當一部分是在彌補授信資料所缺乏之正面資訊，故本中心日後也將以這個角度出發，研擬有無足夠簡單(不致產生複雜的EAS轉換差異)、且有風險區隔價值的非傳統型財報變數<sup>8</sup>，以使評分模型兼顧預測的準確性及變數之多元性。

## 結語

本文接續去年(2017)的研究，針對我國導入EAS的影響進行了量化分析，使我們得以更完整地評估EAS的改變及其對企業評分之影響。

平心而論，一項新制度的導入不可能完全沒有帶來改變，在過往IFRS導入的時期，我們亦曾看過一些上市櫃公司的財報內，揭露著龐大金額的IFRS轉換差異；EAS的財報或許不會揭露到那麼詳細，但可以推知應有類似的個案存在。這對於我們的評分模型而言，一直是個困擾的議題，這種稱不上普遍重大的差異，也不存在一個可以將所有差異還原的固定公式，使我們無法很快地就財報變數的應用方向加以明朗化。

然而回歸風險分析的本質，是要能在大量樣本中找出一些規則，可以用來區別出多數的好樣本及壞樣本。如果這樣的原則能維持住，那麼即使財報的資訊內存在一些轉換差異的雜訊在，依然可以扮演評分變數的角色。因此在本文裡，我們針對EAS財報的樣本分配、違約預測力、風險排序效果、對於整體評分模型的影響力等面向進行檢驗，可以看出EAS的轉換差異應不致於對現行評分模型的運作產生負面之影響，在採用全EAS樣本建模之前，尚可持續運行。此外，由於本中心歷來皆須累積3~4年之資料始有足夠之樣本加以建模，故在這段過渡期間內，如有改版評分模型之需求，仍將持續採用ROC GAAP的資料建模，並維持過去IFRS導入時之處理模式。

此外，無論是IFRS或EAS，因是來自於國際會計準則之規範，故對於其下的個別公報，異動或修改的頻率將會比過往來得高(例如我國於2018年以IFRS9(金融工具)取代IAS39、以及將於2019年以IFRS16(租賃)取代IAS17)，本中心將持續關注此類議題對於財報資訊可比較性之影響，如有相關發現，將與會員一同分享研究成果。

8 係指非教科書或報章雜誌常被引用到的財報變數。