

利用深度學習進行信用風險評估

本文由經濟研究部提供

若監管機構能掌握到一套能夠預測銀行體系企業貸款信貸狀況惡化的工具，將對其信用風險評估工作帶來裨益。本文將介紹一項利用機器學習發揮此功能的實驗研究。與傳統方法相比，深度學習模型（機器學習的分支）往往能提供較佳的表現，而且免卻了耗時的手動抽取數據特徵過程。

在金管局「數碼化計劃」下所開發的內部數據科學實驗室具備輕鬆處理複雜模型的能力。借助該實驗室，本研究利用金管局在「細緻數據匯報計劃」下收集的交易層面企業貸款，作為訓練深度學習模型的數據。經過訓練的深度學習模型能可靠地在交易及整體層面偵測未來3個月內的企業信貸惡化狀況。根據該模型，引致信貸級別下調的三大主因包括：(i) 借款人所屬行業；(ii) 匯報認可機構的身分，以及(iii) 宏觀經濟因素（如失業率及採購經理指數）。

雖然該機器學習模型在交易及整體層面均表現理想，但它亦有其限制。尤其是我們的數據涵蓋的時間較短，因此不能保證經過訓練的模型在我們過渡至下一個階段的經濟周期時仍可維持同樣的理想表現。然而，機器學習模型具備自我學習能力，且結構靈活，是一項具有巨大潛力的多用途工具。

引言

隨着越趨複雜而且數量龐大的數據（即大數據）的出現，傳統分析工具再無法滿足我們的監察需要，因此我們有必要開發進階分析工具。

對銀行業而言，貸款分類（按銀行的信用風險水平分析將個別貸款歸入不同組別的過程）是一個適合利用

數據開採技術進行自動化及降低主觀性的範疇。事實上，自新冠病毒疫情爆發以來，制定系統性的信貸狀況惡化預測方法變得更為重要。疫情令結構性變化的步伐加快，某些行業面臨的壓力或已有所加劇。監管機構若能掌握一套能預測銀行體系企業貸款組合信貸狀況惡化情況的工具，將對其監管工作帶來裨益。

本文將介紹一項有關如何利用機器學習發揮此功能的實驗研究。具體而言，本研究探討運用機器學習將大量交易層面貸款數據轉化為有助風險監察的資訊的可行性。利用機器學習，細緻數據的訊息含量得以整合，以助(i)預測資產質素走勢，以及(ii)找出薄弱環節。儘管機器學習模型經常被批評為有如「黑箱」¹，本研究會多走一步，嘗試打開這「黑箱」，並深入了解決定貸款質素的關鍵因素。

數據及方法

在金管局的「細緻數據匯報計劃」(GDR)下，參與計劃的試點認可機構自2019年4月起每月向金管局匯報交易層面的企業貸款數據²。截至2022年3月，該數據集包含超過248,000筆未償還企業貸款，總額達5.1萬億港元(約佔香港未償還企業貸款六成)。所匯報數據亦非常詳細，涵蓋超過100項獨有的數據欄位。

為展示機器學習能如何協助金管局的監察工作，本研究將聚焦於認可機構所匯報的貸款分類，這亦是最受市場關注反映銀行體系穩健程度的指標之一。

根據金管局的貸款分類制度，貸款按認可機構對借款人還款能力的評估，以及經考慮一系列因素後對收回貸款本金及利息是否成疑的程度劃分為五個類別：(i)合格；(ii)需要關注；(iii)次級；(iv)呆滯，以及(v)虧損。貸款分類過程一般涉及認可機構的信用分析員的專業判斷及經驗。在經濟下行期間，認可機構可能需要將貸款組合中的某些貸款重新分類，以反映收回貸款的本金與利息方面的不確定性有所增加。因此，若能成功構建一個在貸款主任留意到之前就能預測到貸款信貸質素出現變化的模型，將有助金管局制定適時及具針對性的政策措施。對企業貸款進行更細緻的分析，亦能讓決策者對提供紓困措施(例如延遲償還貸款本金)的成本與效益有更深入了解。透過識別對認可機構作出貸款降級決定有最大影響的因素³，該模型可以系統地判斷哪些特徵需要更密切的監察。

由於貸款質素下降通常是一個漸進過程，資深的信貸分析員往往能透過研究某筆貸款的特徵並將其與過去被降級貸款作比較來判斷出它是否有降級的風險。這情況與監督式機器學習演算法的實際運作相若(圖1)。

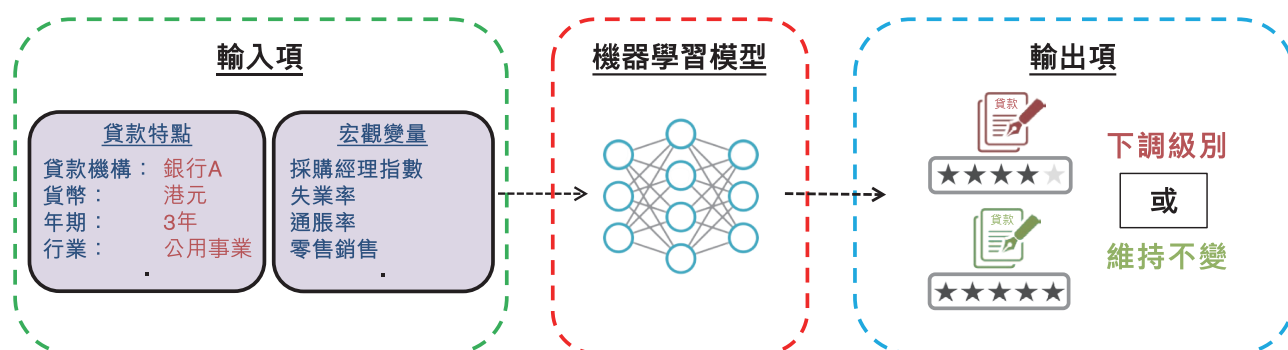
¹ 在機器學習中，模型是由演算法開發，過程中無需人為干預。因此，機器學習模型的函數形式有時會極為複雜，讓人難以理解模型是如何得出有關預測。

² 本研究涵蓋由17間試點銀行所匯報的企業貸款。預期數據集會在2022年底進一步擴大至包括53間銀行，大約涵蓋香港九成的未償還企業貸款。

³ 在本研究中，貸款降級指認可機構在相關日期起計3個月內的任何1個月將貸款重新列入較低級別(例如由「合格」下調至「需要關注」類別)。

圖 1

圖示機器學習的運作



一般而言，監督式機器學習演算法有兩項主要元素：(i) 輸出項（我們希望知道的），以及(ii) 輸入項（我們已經知道的）。就本研究而言，輸出項是在未來3個月內某組貸款會被降級的可能性，而輸入項則是其最新的貸款特點（及宏觀經濟變量，包括採購經理指數、通脹及失業率等）。典型的監督式機器學習過程包含3個步驟：

1. 標籤觀察結果

在開始機器學習過程前，每筆貸款會根據其在往後3個月內有否被降級而獲編配一個標籤（陽性／陰性）。

2. 將樣本分組

所有觀察結果將被隨機分為兩組——「訓練組」（佔數據的80%及「測試組」（佔數據的20%）。模型訓練期間來自「測試組」的數據會被完全抽起，並只會在評核模型的階段中被使用。這個安排是為了確保受訓模型能被廣泛應用到之前未遇過的數據上。

3. 訓練模型

與人類從經驗中學習的情況相若，機器學習演算法會重複進行某項任務，每次都會略為調整其方法，以期得出較佳結果。這個程序所需要巨大的運算能

力是一般桌面電腦無法應付的。有見及此，我們借助金管局「數碼化計劃」下開發的內部數據科學實驗室（可視之為一台超級電腦），在數分鐘內就能完成這項數據處理程序。

在訓練階段，機器學習演算法會從「訓練組」隨機抽取觀察結果，並運用從輸入項得到的資訊構建一個最能有效解釋輸出項的模型，然後以另一批從「訓練組」隨機抽取的數據評估有關模型的表現。這個過程會反覆進行，隨着每次重複這個程序，模型參數便會被進一步微調。這個重複過程會一直持續至它無法再提升模型的表現為止。

可供選擇的監督式機器學習演算法種類繁多，而每種都各有優點與限制。本研究使用深度神經網路（Deep Neural Network，簡稱「DNN」）來識別可能會被降級的貸款。DNN是其中一種經常被用作應對現實世界裏複雜問題（例如偵測詐騙、圖像識別及自然語言處理）的先進機器學習技術。相比其他方法，雖然DNN模型訓練需要(i)更大量的數據，以及(ii)更強勁的運算能力，但同時它(i)通常表現較優勝，以及(ii)可免卻耗時的手動抽取數據特徵過程。

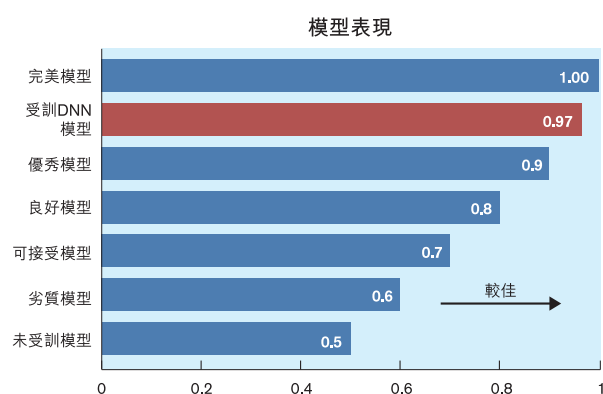
實證結果

剔除資料不全的貸款數據後，我們的數據集剩下 2,913,272 項觀察結果（由 2019 年 4 月至 2022 年 3 月）⁴。我們將數據集隨機分為兩部分，其中 80%（2,330,617 項觀察結果）為「訓練組」，其餘 20%（582,655 項觀察結果）為「測試組」。

經全面受訓後的模型表現會以「測試組」的數據進行評估。就本研究而言，由於模型的任務是處理一個二元分類問題（貸款會否被降級），因此其表現可以用稱為「Area Under the Curve of Receiver Operating Characteristic」（又名「AUC」）⁵ 的指標來衡量。圖 2 比較受訓 DNN 模型與基準模型的表現（Hosmer et al. (2013)）。

圖 2

以 AUC 比較模型表現



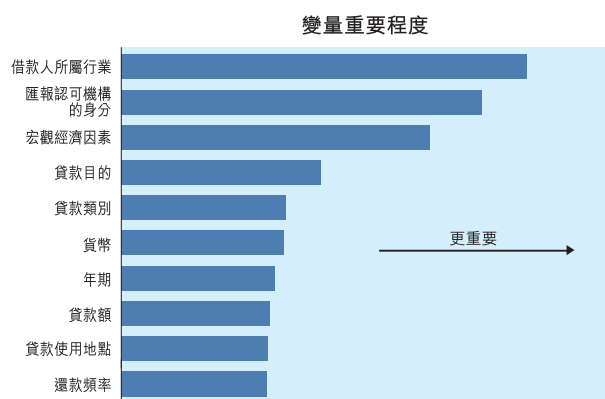
資料來源：Hosmer et al. (2013) 及金管局職員的估計數字。

從上圖可見，模型的 AUC 為 0.97，以文獻計這個數字屬於出色。整體上，該模型表現不錯，尤其考慮到在其構建上只涉及少量的人工操作。此外，該模型易於融入更多解釋變量，這亦有助進一步提高其表現。

由於 DNN 模型的複雜性及非線性，我們較難明白受訓模型如何生成其預測。基於這個原因，深度學習有時被指有如「黑箱」。雖然在其他機器學習的應用上（例如圖像識別），程式的透明度通常都不是被關注的重點，但從監管角度而言，我們必須能夠查明導致銀行對貸款作出降級的原因。我們可以透過「逆向工程」達致這個目標。具體上，假設其他條件不變，我們可透過量度某特定變量存在於模型時會如何改變模型表現來推斷該變量的相對重要性。圖 3 顯示對決定模型預測最具影響力的十大變量。

圖 3

變量對貸款降級預測的貢獻



註：變量剔出損失指當某變量從模型剔出時所導致的模型表現損失；剔出損失越大，則表示該變量越重要。

⁴ 受數據質素限制，本研究剔除了若干 GDR 數據欄位。有關本研究所用數據欄位的完整清單，見附錄。

⁵ 在衡量某分類模型的表現時，我們應考慮其 (i) 偵測陽性個案的能力，以及 (ii) 出現誤報的可能性。我們可以分別用真陽性率 (True Positive Rate, 簡稱「TPR」) 及偽陽性率 (False Positive Rate, 簡稱「FPR」) 來衡量。然而，視乎我們如何設定分類門檻，模型的 TPR 及 FPR 會有所不同。AUC 是涵蓋所有可能的分類門檻的模型表現的綜合衡量指標。相關的進一步詳情，請參閱 <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/classification/roc-and-auc>。

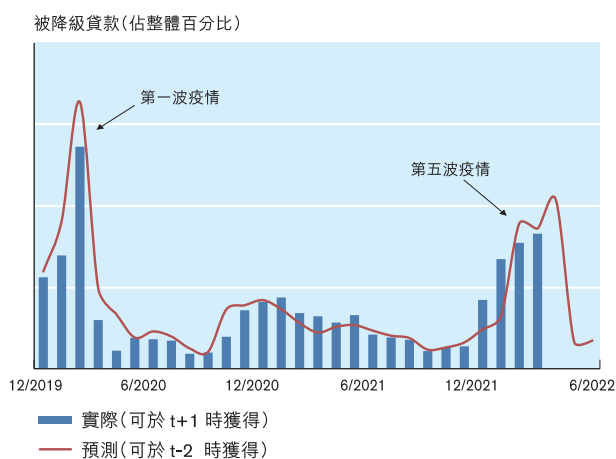
從圖3可見，借款人所屬行業、匯報認可機構的身分、宏觀經濟因素（例如失業率及採購經理指數）是解釋貸款在未來3個月遭降級可能性的最重要變量。⁶

應用於宏觀審慎監管

除識別到可能會導致貸款被降級的特點外，機器學習模型亦可用於適時了解認可機構資產質素的廣泛趨勢（圖4）。

圖 4

比較模型預測及實際降級



資料來源：GDR及金管局職員估計數字。

如上圖所示，機器學習模型在整體層面預測3個月內被降級的貸款佔比方面表現相當良好。具體而言，該模型在爆發第一波及第五波疫情開始時提供了信貸轉差的預警。根據該模型預測，貸款降級步伐將在2022年第2季度回穩。

由於某些行業在經濟衰退期間受到的衝擊可能較其他行業嚴重，因此若能預早識別受挫最深的行業，將有助當局制定更具針對性且更有效的對策應對措施。這正是機器學習模型可被應用的另一範疇（表1）。

⁶ 我們注意到若某數據欄位未被現有申報表或調查所涵蓋（例如抵押品價值、借款人最終母公司身分），其數據質量一般較差。而這種數據質量上所存在的參差，或會令這些新變量的重要性被低估。話雖如此，隨着數據質量逐漸改善，這個問題可望日後得到解決。

表 1

基於深度學習的企業貸款降級預測（按經濟行業劃分）

未償還金額	2020 年				2021 年				2022 年		
	第 1 季	第 2 季	第 3 季	第 4 季	第 1 季	第 2 季	第 3 季	第 4 季	第 1 季	第 2 季	
建造業、物業發展及投資	黃	紅	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	黃	紅
其他經濟行業(其他)	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠
製造業	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠
批發及零售業	黃	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠
運輸及運輸設備	黃	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠
其他經濟行業(投資公司)	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠
電力及氣體燃料	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠
其他經濟行業(金融公司及其他)	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠
資訊科技	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠
貿易融資	綠	綠	綠	紅	黃	綠	綠	黃	黃	綠	綠
其他經濟行業(酒店、旅舍及飲食業)	紅	紅	黃	紅	黃	綠	綠	綠	綠	綠	紅
總計	黃	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠	綠

註：左側藍色條的長度與未償還公司貸款相對金額成正比。降級比率高於平均值兩個及四個標準差的行業，分別以黃色或紅色標示。

資料來源：GDR及金管局職員估計數字。

表 1 顯示 2020 年起各行業的預測貸款降級⁷，其中以貸款額計最大的單一行業「建造業、物業發展及投資」在 2020 年初的貸款降級一度增加，可能反映疫情下商用物業（例如辦公室及零售店舖）市場前景轉差。這個行業在 2022 年初的降級情況亦有所增加，部分原因是市場再度關注內地物業發展商的流動性狀況。此外，由於社交距離措施收緊，接觸密集型行業（例如酒店、旅舍及飲食業）亦在 2020 年上半年錄得不少降級。最後，該模型顯示雖然為了應對第五波疫情而再度實施嚴格的限制措施，可能對這

些行業再次造成挑戰，但由於它們的降級比率已有回穩跡象，因此預計負面影響只屬短暫。

機器學習模型在交易及整體層面均表現良好，但並非沒有限制。由於我們的數據集涵蓋的時間較短，因此無法保證進入經濟周期下一階段後，受訓模型能夠有同樣理想的表現。此外，由於涵蓋的 17 間試點認可機構合計僅佔香港未償還企業貸款的六成，受訓模型即使百分之百準確亦未必能夠提供香港銀行體系所承受信用風險的全貌。

⁷ 貸款降級比率指被重新歸入較低類別的貸款數額除以所有未償還貸款的比率。本研究所用行業分類沿用金管局《金融數據月報》表 3.5「在本港使用的貸款及墊款：按經濟行業劃分」的分類準則。

總結

當數據變得越來越複雜時，我們需要進階的分析工具的幫助，以發揮數據背後的十足潛力。就銀行體系來說，貸款分類是應用機器學習技術的合適環節，而由於在疫情相關的支援政策結束後問題貸款可能會上升，若有適當工具能夠準確預測銀行體系企業貸款組合的信貸惡化情況，將有助監管機構的工作。本研究正好說明機器學習如何可發揮這功用。

本研究利用深度學習的力量訓練一個機器學習模型，使其能夠運用GDR數據集偵測在交易層面的信貸轉差情況。該模型識別以下三者(i) 借款人所屬行業；(ii) 匯報認可機構的身分；及(iii) 宏觀經濟因素，為促使貸款質素下降的主要因素。

如以上所述，即使機器學習模型在交易及整體層面均表現良好，但亦有其局限。由於我們的數據集涵蓋較短時間，因此不能保證受訓的模型在進入經濟周期下一階段時會有同樣出色的表現。儘管如此，機器學習模型具備自學能力而且架構靈活，因此擁有巨大潛力可以作為一項多用途的工具。

參考資料

Hosmer Jr, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression* (Vol. 398). John Wiley & Sons.

附件：模型的說明變量

類別	數據欄位
貸款特點	貸款金額(港元等值)
	期末未償還金額(港元等值)
	貸款年期
	匯報日期
	特殊撥備
	利息支出頻率
	貨幣
	管轄法規
	貸款類別
	貸款應用行業
	追索權
	優先級別/留置權
	內地相關風險承擔的對手方類別
	銀團指標
	貸款目的
	貸款應用地點
	中小企融資擔保指標
	中小企貸款擔保指標
	貸款狀況
	金管局貸款劃分類別
	利率類別
參考利率	
匯報銀行編號	
宏觀經濟	失業率
	通脹率
	採購經理指數
	零售銷售(金額)
	零售銷售(貨量)
	訪港遊客人次
	進口(金額)
	出口(金額)
	進口(按年增長)
	出口(按年增長)
金融市場	恆生指數