
前言

AI 和 ML 反映了技術的自然發展，因為計算能力的提高使得電腦能夠對大型資料集進行分類並處理數字以識別樣式和異常值。

— 貝萊德投信（2019）

金融建模（financial modeling）歷史悠久，也成功完成了許多任務，但同時也因為模型缺乏靈活性（flexibility）和非包容性（non-inclusiveness）而飽受批評。2007 到 2008 年的金融危機助長了此辯論，並為金融建模領域的創新和不同作法鋪平了道路。

當然，金融危機並不是在金融領域中推動人工智慧應用的唯一因素。另外兩個驅動因素，也就是資料可用性和計算能力的提升，刺激了金融領域來採用人工智慧，並從 1990 年代開始加強了此方向的研究。

金融穩定委員會（Financial Stability Board）（2017）強調了這一事實的有效性：

目前已經存在著許多人工智慧和機器學習的應用程式或使用「案例」。驅動著這些使用案例的因素同時包含了供應因素——例如技術的進步和金融部門的資料和基礎設施的可用性，以及需求因素——例如盈利需求、與其他公司的競爭以及金融監管的需求。

作為金融建模的一個分支，金融風險管理（financial risk management）隨著人工智慧的採用而不斷的發展，同時人工智慧在金融決策過程中的作用也越來越重要。Bostrom（2014）在他著名的著作中指出，人類歷史上有兩次重要的革命：農業革命和工業革命。由於這兩次革命產生了如此深遠的影響，因此任何類似規模的第三次革命，都將在兩星期內使世界經濟規模翻倍。更引人注目的是，如果第三次革命是由人工智慧來完成的話，影響將會更加深遠。

因此，坊間對於能夠透過利用巨量資料以及瞭解風險程序的複雜結構，並以前所未有的規模來形塑金融風險管理的人工智慧應用的期望很高。

透過這項研究，我的目標是填補基於機器學習之應用在金融領域中的空白，從而提高金融模型的預測和量測效能。參數模型存在著低變異和高偏差的問題；而具有靈活性的機器學習模型可以解決這個問題。此外，金融領域的一個常見問題是，資料分佈的變化總是會對模型結果的可靠性構成威脅，但機器學習模型可以用更擬合模型這種方式，來使自己適應不斷變化的樣式。因此，金融領域對適用的機器學習模型有著巨大的需求，而本書和其他書籍最主要區別，在於本書包含了用於金融風險管理領域基於機器學習的全新建模方法。

簡而言之，本書的目標在於改變目前主要基於參數模型的金融風險管理局面。這種轉變的主要動機，來自於最近的一些基於機器學習模型的高準確度金融模型的開發成果。因此，本書是為了那些對於金融和機器學習有一些初步瞭解的人而準備的，所以我只會對這些主題進行簡要的解釋。

本書的目標讀者包括但不限於金融風險分析師、金融工程師、風險副理、風險建模師、模型驗證師、量化風險分析師、投資組合分析，以及對金融和資料科學感興趣的人。

考量到目標讀者的背景，具有入門級的金融和資料科學知識會使您從本書受益良多。然而，這並不意味著來自不同背景的人無法關注本書的主題。相反地，來自不同背景的讀者，只要花足夠的時間並參考其他一些金融和資料科學書籍，就可以掌握這些概念。

本書由 10 章組成：

第 1 章，風險管理基礎

本章會介紹風險管理的主要概念。在定義什麼是風險之後，將討論風險的類型（例如市場、信用、營運和流動性）。本章會解釋什麼是風險管理，包括為什麼它很重要，以及如何使用它來減輕損失。還討論了可以解決市場失靈的不對稱資訊，聚焦於資訊不對稱（information asymmetry）和逆向選擇（adverse selection）。

第 2 章，時間序列建模簡介

本章展示了使用傳統模型——也就是移動平均（moving average）模型、自我迴歸模型（autoregressive model）和整合移動平均自我迴歸模型（autoregressive integrated moving average model）——的時間序列應用。我們會學習如何使用 API 來存取財務資料以及如何使用它。本章主要目標在於對傳統的時間序列方法和時間序列建模的最新發展——這是下一章的主要重點——間進行比較來提供一個基準。

第 3 章，應用深度學習於時間序列建模

本章將介紹用於時間序列建模的深度學習工具。循環神經網路和長短期記憶是我們能夠用時間維度對資料進行建模的兩種方法。本章還介紹了深度學習模型在時間序列建模中的適用性。

第 4 章，基於機器學習的波動率預測

金融市場整合程度的提高導致了金融市場長期存在著不確定性，而這反過來又強調了波動率的重要性。波動率用於衡量風險的程度，這是金融領域的主要業務之一。本章將討論基於支撐向量迴歸、神經網路、深度學習和貝氏方法的新型波動率建模方法。為了進行效能比較，本章還會採用傳統的 ARCH 型和 GARCH 型模型。

第 5 章，市場風險建模

在本章中，基於機器學習的模型將被用來提高傳統市場風險模型的估計效能，也就是風險值（value at risk, VaR）和預期損失（expected shortfall, ES）。VaR 是一種定量方法，用於評估由於市場波動而導致的公平價值的潛在損失，此損失在定義的時段內不會被超越並且具有定義的信心水準。另一方面，ES 關注

分佈的尾部，指的是巨大的意外損失。VaR 模型是使用去雜訊共變異數矩陣（denoised covariance matrix）來開發的，而 ES 則是透過結合資料的流動性維度來開發的。

第 6 章，信用風險估計

本章介紹了一種基於機器學習的綜合方法來估計信用風險。我們將根據過去的信用資訊以及其他資料來應用機器學習模型。此方法從巴塞爾協議（Basel Accord）所建議的風險分桶（risk bucketing）開始，並接續著使用不同的模型：貝氏估計、馬可夫鏈（Markov chain）模型、支撐向量分類（support vector classification）、隨機森林（random forest）、神經網路和深度學習。在本章的最後部分將比較這些模型的效能。

第 7 章，流動性建模

在本章中將使用高斯混合模型來對流動性進行建模，流動性被認為是風險管理中被忽略的維度。該模型允許我們整合流動性代理的不同層面，以便我們能夠以更強固的方式來捕捉流動性對金融風險的影響。

第 8 章，營運風險建模

本章涵蓋了可能會導致失敗的營運風險，而其主要原因來自於公司的內部缺陷。營運風險的來源有許多種，但欺詐風險是最耗時和最不利於公司營運的風險之一。在本章中，詐欺將會是我們的主要的焦點，也將以基於機器學習的模型來開發新的方法，以提供效能更好的詐欺應用程式。

第 9 章，公司治理風險度量：股價崩盤

本章介紹了一種全新的公司治理風險建模方法：股價崩盤。許多研究發現股價崩盤與公司治理之間存在實證連結。本章使用最小共變異數行列式模型，試圖揭示公司治理風險的成份與股價崩盤之間的關係。

第 10 章，合成資料產生與金融中的隱藏馬可夫模型

在本章中，我們將使用合成資料來預估不同的金融風險。本章的目的是強調合成資料的浮現，這有助於我們最小化有限的歷史資料的影響。合成資料讓我們可以擁有數量充足的高品質資料，從而提高了模型的品質。

風險管理基礎

在 2007 年時，沒有人會想到風險功能會發生像過去八年那樣大的變化。期望下一個十年會包含更少的變化是一種自然的誘惑。然而，我們認為情況可能正好相反。

—Harle、Havas 和 Samandari (2016 年)

風險管理是一個不斷發展的過程。不斷的演變是不可避免的，因為長久以來的風險管理實務無法跟上最新發展的步伐，也無法成為危機蔓延的前兆。因此，監控並採用在風險管理過程中結構性斷裂（**structural break**）所帶來的變化非常重要。採用這些變化意味著要重新定義風險管理的組件和工具，這就是本書的全部內容。

傳統上，金融領域的實證研究非常注重統計推論。計量經濟學（**econometrics**）建立在統計推論的基本原理之上。這些類型的模型專注於所使用資料的結構、產生過程、以及變數之間的關係。然而，機器學習（**machine learning, ML**）模型並未被假設成用來定義底層的資料產生過程，而是被視為達到預測目的的一種手段（Lommers、El Harzli 和 Kim 2021）。因此，ML 模型往往更加以資料為中心，並且以預測準確性為導向。

此外，資料稀少（**data scarcity**）和不可用性（**unavailability**）一直是金融領域的一個問題，不難猜測的到，計量經濟學模型在這些情況下表現不佳。由於 ML 模型透過了合成資料產生為資料不可用性提供了解決方案，這類模型一直是金融領域的首要任務，金融風險管理當然也不例外。

在詳細討論這些工具之前，我們有必要先介紹一下風險管理的主要概念，而我將會在整本書中提及這些概念。這些概念包括風險、風險類型、風險管理、報酬以及與風險管理相關的一些概念。

風險

風險（risk）總是存在的，但由於它的抽象本質，要理解和評估它會比認識它更困難一點。風險被認為是危險的，它可能是在預期之中的，也可能是無法預期的。可預期的風險的代價是可以估計的，但無法預期的風險幾乎無法解釋其原因，因此它可能會是毀滅性的。

我們可以想像的到，風險的定義並沒有普遍的共識。但是，從財務角度看來，風險是指公司可能面臨的潛在損失或不確定性的程度。McNeil、Alexander 和 Paul（2015）對風險有不同的定義如下：

任何可能對組織實現其目標和執行其戰略的能力產生不利影響的事件或行動，或者另一種說法是，對於損失或低於預期的報酬的可量化可能性。

這些定義側重於風險的負面影響，暗示著成本與風險密切相關，但我們也應該要注意，它們之間不一定存在著一對一的關係。例如，如果預期有風險時，則所產生的成本相對於無法預期風險的成本較低（甚至可以忽略）。

報酬

所有的金融投資都是為了獲得利潤，也叫報酬（return）。更正式的說法是，報酬是在給定時間區段內投資所獲得的收益。因此，報酬是風險的有利面向。在本書中，風險和報酬將分指不利風險和有利風險。

我們可以想像的到，風險和報酬之間存在著取舍：假設的風險越高，實現的報酬就越大。由於要提出這個問題的最佳解決方案是一項艱鉅的任務，因此這種取舍是金融界最具爭議性的問題之一。然而，Markowitz（1952）為這個長久存在的問題提出了一個直觀並且具有吸引力的解決方案。他定義風險的方式——在此之前是模稜兩可的——又好又乾淨，並導致了金融研究領域的轉變。Markowitz 使用標準差（standard deviation） σ_R 來量化風險。這個直觀的定義允許研究人員在金融領域中使用數學和統計學。標準差可以在數學上定義為（Hull 2012）：

$$\sigma = \sqrt{\mathbb{E}(R^2) - [\mathbb{E}(R)]^2}$$

其中 R 和 \mathbb{E} 分別指年報酬和期望值。本書多次使用符號 \mathbb{E} ，因為預期報酬代表了我們有興趣的報酬。這是因為我們在定義風險時所談論的是機率。當談到投資組合變異數（variance）時，就會使用到共變異數（covariance），它的公式是：

$$\sigma_p^2 = w_a^2 \sigma_a^2 + w_b^2 \sigma_b^2 + 2w_a w_b \text{Cov}(r_a, r_b)$$

其中 w 代表權重， σ^2 是變異數， Cov 是共變異數矩陣。

將之前所獲得的變異數取平方根，我們會得到投資組合標準差：

$$\sigma_p = \sqrt{\sigma_p^2}$$

換句話說，投資組合的預期報酬是個別報酬的加權平均值，可以表達為：

$$\mathbb{E}(R) = \sum_i^n w_i R_i = w_1 R_1 + w_2 R_2 + \dots + w_n R_n$$

讓我們透過視覺化來探索風險和報酬間的關係。為了如此，我們在此建構了一個假設的投資組合以使用 Python 來計算必要的統計結果：

```
In [1]: import statsmodels.api as sm
import numpy as np
import plotly.graph_objs as go
import matplotlib.pyplot as plt
import plotly
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')

In [2]: n_assets = 5 ❶
n_simulation = 500 ❷

In [3]: returns = np.random.randn(n_assets, n_simulation) ❸

In [4]: rand = np.random.rand(n_assets) ❹
weights = rand/sum(rand) ❺

def port_return(returns):
    rets = np.mean(returns, axis=1)
    cov = np.cov(rets.T, aweights=weights, ddof=1)
    portfolio_returns = np.dot(weights, rets.T)
```

```

portfolio_std_dev = np.sqrt(np.dot(weights, np.dot(cov, weights)))
return portfolio_returns, portfolio_std_dev ❹

In [5]: portfolio_returns, portfolio_std_dev = port_return(returns) ❺

In [6]: print(portfolio_returns)
print(portfolio_std_dev) ❻

0.012968706503879782
0.023769932556585847

In [7]: portfolio = np.array([port_return(np.random.randn(n_assets, i))
for i in range(1, 101)]) ❼

In [8]: best_fit = sm.OLS(portfolio[:, 1], sm.add_constant(portfolio[:, 0]))\
.fit().fittedvalues ❽

In [9]: fig = go.Figure()
fig.add_trace(go.Scatter(name='Risk-Return Relationship',
x=portfolio[:, 0],
y=portfolio[:, 1], mode='markers'))
fig.add_trace(go.Scatter(name='Best Fit Line',
x=portfolio[:, 0],
y=best_fit, mode='lines'))
fig.update_layout(xaxis_title = 'Return',
yaxis_title = 'Standard Deviation',
width=900, height=470)

fig.show() ❾

```

- ❶ 考慮的資產數量
- ❷ 進行的模擬數量
- ❸ 以常態分佈產生隨機樣本來當作報酬
- ❹ 產生亂數以計算權重
- ❺ 計算權重
- ❻ 用來計算預期投資組合報酬和投資組合標準差的公式
- ❼ 呼叫函數的結果
- ❽ 印出預期投資組合報酬和投資組合標準差
- ❾ 重新執行函數 100 次

- ⑩ 執行線性迴歸以畫出最適配直線
- ⑪ 為了視覺化目的畫出交談式繪圖

以前面的 Python 程式碼產生的圖 1-1 證實了風險和報酬是同步的，但這種相關性的幅度取決於個股和金融市場狀況。

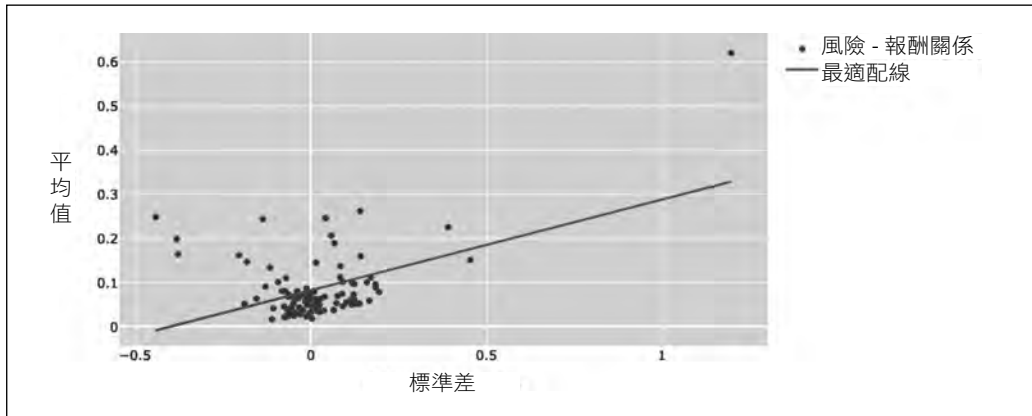


圖 1-1 風險－報酬關係

風險管理

金融風險管理是處理金融市場所帶來的不確定性的過程。它涉及評估組織所面臨的財務風險，並制定與內部的優先事項以及政策一致的管理策略（Horcher 2011）。

根據這個定義，由於每個組織都面臨不同類型的風險，因此公司處理風險的方式也會是完全不同的。每家公司都應該正確評估風險並採取必要的措施來處理風險。然而，這並不一定意味著一旦確定了風險之後，就需要盡可能的降低風險。

因此，風險管理並不是不惜一切代價來降低風險。降低風險可能需要犧牲報酬，而且風險在一定程度上是可以容忍的，因為公司想要尋求更高的報酬和想要尋求更低的風險的程度是一樣大的。因此，在降低風險的同時，最大化利潤應該是一項微妙而明確的任務。

管理風險是有代價的，儘管需要特定的公司政策來處理它，但還是有一個用於可能風險策略的通用框架：

忽視 (*ignore*)

在這個策略中，公司會接受所有風險及其後果，寧願什麼也不做。

轉移 (*transfer*)

此策略涉及透過對沖 (*hedging*) 或其他方式將風險轉移給第三方。

緩解 (*mitigate*)

公司會制定用來緩解風險的策略的部分原因，是因為風險所造成的傷害可能大到無法承受和 / 或超過它所帶來的好處。

接受 (*accept*)

如果公司採用接受風險的策略，他們就會正確的識別風險並承認風險的好處。換句話說，當假設某些活動所產生的某些風險會為股東帶來價值時，可以選擇這種策略。

主要金融風險

金融公司在其經營過程中面臨著各種風險。這些風險可以劃分為不同的類別，以便更容易的識別和評估它們。這些主要的金融風險類型包括市場風險 (*market risk*)、信用風險 (*credit risk*)、流動性風險 (*liquidity risk*) 和營運風險 (*operational risk*)，不過一如往常，這並不是一個完整的清單。但是，在整本書中我們將注意力集中在這些主要金融風險類型上。讓我們來看看這些風險類別。

市場風險

這種風險是由於金融市場因素的變化而產生的。例如，利率 (*interest rate*) 的上升可能會對持有空頭部位的公司產生嚴重影響。

第二個例子是關於市場風險的另一個來源：匯率 (*exchange rate*)。一家從事國際貿易的公司，若其商品以美元計價，很容易受到美元變動的影響。

可以想像，商品價格 (*commodity price*) 的任何變化都可能對公司的財務永續性 (*sustainability*) 構成威脅。有許多基本面對商品價格有直接影響，包括市場的參與者、運輸成本等。

信用風險

信用風險是最普遍的風險之一。當交易對手未能履行債務時，就會出現這種情況。例如，如果借款人無法付款，那麼信用風險就會出現。信用品質惡化也是一個風險來源，因為組織所擁有的證券的市場價值會下降（Horcher 2011）。

流動性風險

在 2007-2008 年金融危機重創了金融市場之前流動性風險一直被人們所忽視。從那時起，流動性風險的研究變多了。流動性（*liquidity*）是指投資者執行交易的速度和容易的程度。這也稱為交易流動性風險（*trading liquidity risk*）。流動性風險的另一個維度是籌資流動性風險（*funding liquidity risk*），它可以被定義為籌募現金或可用信貸以作為公司營運資金的能力。

如果企業不能在短時間內將資產變現，則屬於流動性風險範疇，對企業的財務管理和聲譽是非常不利的。

營運風險

管理營運風險不是一項明確且可預見的任務，由於風險的複雜性和內部本質，它會佔用公司的大量資源。此處面臨的問題包括：

- 金融公司如何做好風險管理？
- 它們是否為這項任務配置了必要的資源？
- 風險對公司永續發展的重要性是否得到適當衡量？

顧名思義，當公司或行業的外部事件或固有的營運方式對該公司的日常營運、獲利能力或永續性構成威脅時，就會出現營運風險。營運風險包括詐欺活動、未能遵守法規或內部程序、因缺乏訓練而造成的損失等。

那麼，如果一家公司面臨一種或多種這些風險並且沒有做好準備時，會發生什麼事呢？儘管這種情況並不經常發生，但歷史事件告訴了我們答案：公司可能會違約並陷入嚴重的財務崩潰。

金融大崩潰

風險管理有多重要？這個問題可以用一本數百頁的書來回答，不過事實上，金融機構中風險管理的興起就回答了這個問題。例如，2007-2008 年的全球金融危機被描述為「風險管理的巨大失敗」（Buchholtz 和 Wiggins 2019），儘管那其實只是冰山的一角。風險管理中的許多失敗為金融體系的崩潰鋪好了道路。要瞭解這種崩潰，我們需要深入研究過去的金融風險管理的失敗。一家名為長期資本管理（Long-Term Capital Management, LTCM）的對沖基金是金融崩潰活生生的例子。

LTCM 籌組了一支由頂尖學者和實務者所組成的團隊。這導致資金流入公司，並以 10 億美元開始了交易。到 1998 年，LTCM 管理了超過 1,000 億美元的資金，並在包括俄羅斯在內的一些新興市場進行了大量投資。俄羅斯債務違約所造成的安全性轉移（*flight to quality*）¹ 嚴重的影響了 LTCM 的投資組合，使得它遭受了嚴重打擊，並導致其破產（Bloomfield 2003）。

Metallgesellschaft（MG）是另一家因財務風險管理不善而消失的公司。MG 主要經營天然氣和石油市場。由於其高曝險，MG 在天然氣和石油價格大跌後需要資金。平倉導致它損失約 15 億美元。

Amaranth Advisors（AA）是另一家因大量投資單一市場並錯誤判斷這些投資所產生的風險而破產的對沖基金。到 2006 年為止，AA 管理了大約 90 億美元的資產，但由於天然氣期貨和選擇權的下跌，它的資產損失了近一半。AA 的違約歸因於低天然氣價格和錯誤的風險模型（Chincarini 2008）。

Stulz 的論文「風險管理失敗：它們是什麼以及它們何時會發生？」（*Risk Management Failures: What Are They and When Do They Happen?*）」（2008）總結了可能導致違約的主要風險管理失敗：

- 對已知風險的錯估
- 未考慮風險
- 未能與最高管理層溝通風險
- 未能監控風險

1 安全性轉移是指投資者遠離股票等風險資產，轉而買入政府發行債券等安全資產的群體行為。

- 未能管理風險
- 未能使用適當的風險度量

因此，全球金融危機並不是導致監管機構和組織去重新設計其金融風險管理的唯一事件。相反地，它只是壓垮駱駝的最後一根稻草，在危機過後，監管機構和組織都吸取了教訓並改進了他們的流程。最終，這一系列事件導致金融風險管理的興起。

金融風險管理中的資訊不對稱

儘管在理論上很直覺，但存在著完全理性的決策者（現代金融理論的主要積木）的這個假設，太過於完美而無法實現。因此，行為經濟學家攻擊了這一觀點，聲稱心理學在決策過程中起著關鍵作用：

做決定就像說無聊的話一樣——人們總是在有意或無意間這麼做。因此，從數學和統計學開始，經過經濟學和政治學，直至社會學和心理學，許多學科都共享了決策這個主題也就不足為奇了。

— Kahneman 和 Tversky (1984)

由於資訊不對稱對融資成本和公司估值的影響很大，因此資訊不對稱和金融風險管理是相輔相成的。也就是說，公司資產估值的不確定性可能會提高借貸成本，從而對公司的永續性構成威脅（參見 DeMarzo 和 Duffie 1995 以及 Froot、Scharfstein 和 Stein 1993）。

因此，前述的失敗的根源變得埋的更深，以至於存在著理性決策者的這個完美假設世界並無法解釋它們。在這一點上，人類的本能和一個不完美的世界開始發揮作用，而學門的混合則提供了更合理的理由。逆向選擇和道德風險是導致市場失靈的兩個顯著類別。

逆向選擇

逆向選擇 (*adverse selection*) 是一種不對稱資訊，其中的一方會試圖利用其資訊上的優勢。當賣家比買家更瞭解情況時，就會出現這種情況。這種現象被 Akerlof (1978) 完美的創造成「檸檬市場 (the Markets for Lemons)」一詞。在這個框架內，「檸檬」指的是劣質商品。

假設有一個具有檸檬車和優質車的市場，買家知道他們可能會買到檸檬車，這會降低平衡價格。然而，賣家會更清楚這輛車究竟是檸檬車還是優質車。因此，在這種情況下，從交換中所獲得的收益可能會消失，並且不會發生交易。

由於其複雜性和不透明性，危機前的那個時代的抵押貸款市場是逆向選擇的一個很好的例子。比起貸款人，借款人更瞭解他們的支付意願和能力。金融風險是透過貸款證券化（即不動產抵押貸款證券（mortgage-backed security））產生的。從那時起，抵押貸款的發起人比起那些以不動產抵押貸款證券的形式將其出售給投資者的人更瞭解風險。

讓我們嘗試使用 Python 對逆向選擇進行建模。它在保險業很容易觀察的到，因此我想專注於該產業來模擬逆向選擇。

假設消費者效用函數（consumer utility function）為：

$$U(x) = e^{\gamma x}$$

其中 x 是收入， γ 則是參數，其值介於 0 和 1 之間。



效用函數是一種用來表達消費者對商品和服務偏好的工具，它對於規避風險的個人是凹形的。

這個例子的最終目的是根據消費者效用來決定是否購買保險。

為了練習，我假設收入為 2 美元，意外的成本為 1.5 美元。

現在是計算損失機率 π 的時候了，它是外生（exogenously）給定的並且是均勻分佈的。

作為最後一步，為了找到平衡，我必須定義保險範圍的供給和需求。以下程式碼區塊指出我們是如何對逆向選擇進行建模的：

```
In [10]: import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
plt.style.use('seaborn')

In [11]: def utility(x):
return(np.exp(x ** gamma)) ❶
```

```

In [12]: pi = np.random.uniform(0,1,20)
         pi = np.sort(pi) ❶

In [13]: print('The highest three probability of losses are {}'.
               .format(pi[-3:])) ❷
         The highest three probability of losses are [0.834261  0.93542452
         0.97721866]

In [14]: y = 2
         c = 1.5
         Q = 5
         D = 0.01
         gamma = 0.4

In [15]: def supply(Q):
         return(np.mean(pi[-Q:]) * c) ❸

In [16]: def demand(D):
         return(np.sum(utility(y - D) > pi * utility(y - c) + (1 - pi)
                       * utility(y))) ❹

In [17]: plt.figure()
         plt.plot([demand(i) for i in np.arange(0, 1.9, 0.02)],
                  np.arange(0, 1.9, 0.02),
                  'r', label='insurance demand')
         plt.plot(range(1,21), [supply(j) for j in range(1,21)],
                  'g', label='insurance supply')
         plt.ylabel("Average Cost")
         plt.xlabel("Number of People")
         plt.legend()
         plt.show()

```

- ❶ 為風險規避效用函數編寫函數
- ❷ 從均勻分佈中產生隨機樣本
- ❸ 挑選最後三個項目
- ❹ 編寫保險合約供給的函數
- ❺ 編寫保險合約需求的函數

圖 1-2 顯示了保險的供給與需求曲線。令人驚訝的是，兩條曲線都是向下傾斜的，這意味著隨著越來越多的人需要合約並且有更多的人加入合約，風險會降低，從而影響合約的價格。

直線表示保險供給以及合約的平均成本，另一條線呈逐步下降的斜率，表示保險合約的需求。當我們開始對有風險的客戶進行分析時，隨著您將越來越多的人添加到合約中，風險水平會隨著平均成本而一起降低。

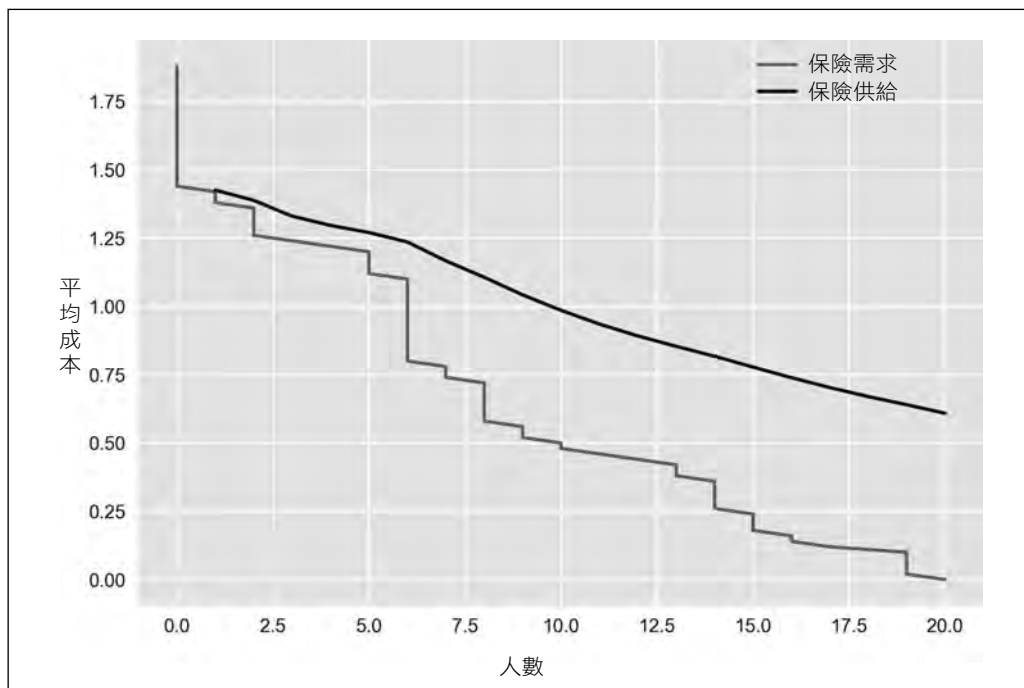


圖 1-2 逆向選擇

道德風險

市場失靈也源自於資訊不對稱。在道德風險的情況下，合約的一方比另一方承擔更多的風險。正式的說法是，**道德風險** (*moral hazard*) 可以定義為一種情況，也就是更知情的一方，利用他們所掌握的私人資訊而損害他人的利益。

為了更能理解道德風險，我們可以舉一個信貸市場的簡單例子：假設實體 A 要求信貸以用來對被認為可行的專案進行融資。如果實體 A 在未事先通知貸方銀行的情況下，就將此貸款用來向銀行 C 支付信用債務，則會出現道德風險。在信貸配置過程中，銀行可能由於資訊不對稱而使遇到道德風險的狀況增加，因而降低了銀行的放貸意願，成為銀行在信貸配置過程中投入大量人力的原因之一。

有些人認為，聯邦儲備委員會（Federal Reserve Board, Fed）為 LTCM 所採取的救援行動可以被視為一種道德風險，因為 Fed 惡意的簽訂合約。

結論

本章介紹了金融風險管理的主要概念，以確保我們的看法是一致的。這些術語和概念將經常使用在本書中。

此外，本章還討論了一種攻擊金融代理人基本原理的行為方法，以便我們擁有更全面的工具來解釋金融風險的來源。

在下一章中，我們將討論時間序列方法，它是金融分析的主要支柱之一，因為大多數金融資料都具有時間維度，需要特別的關注和技術來進行處理。

參考文獻

本章引用的論文和章節：

Akerlof, George A. 1978. “The Market for Lemons: Quality Uncertainty and the Market Mechanism.” *Uncertainty in Economics*, 235-251. Academic Press.

Buchholtz, Alec, and Rosalind Z. Wiggins. 2019. “Lessons Learned: Thomas C. Baxter, Jr., Esq.” *Journal of Financial Crises* 1, no. (1): 202-204.

Chincarini, Ludwig. 2008. “A Case Study on Risk Management: Lessons from the Collapse of Amaranth Advisors Llc.” *Journal of Applied Finance* 18 (1): 152-74.

DeMarzo, Peter M., and Darrell Duffie. 1995. “Corporate Incentives for Hedging and Hedge Accounting.” *The Review of Financial Studies* 8 (3): 743-771.

Froot, Kenneth A., David S. Scharfstein, and Jeremy C. Stein. 1993. “Risk Management: Coordinating Corporate Investment and Financing Policies.” *The Journal of Finance* 48 (5): 1629-1658.

Harle, P., A. Havas, and H. Samandari. 2016. *The Future of Bank Risk Management*. McKinsey Global Institute.

Kahneman, D., and A. Tversky. 1984. “Choices, Values, and Frames. American Psychological Association.” *American Psychologist*, 39 (4): 341-350.