

計量財務金融 金融科技

國立清華大學 計量財務金融學系/數學系
韓傳祥 著



CHAPTER 9 金融科技

Outline

第一節 FinTech應用領域

第二節 大數據分析

第三節 FinTech可能產生的影響與對策

第一節 FinTech應用領域

FinTech應用領域

- 2015年6月舉辦的世界經濟論壇（ World Economic Forum ）中，提出了一份長達178頁的報告，主題是「未來金融服務（ The Future of Financial Services ）」，該報告中指出，儘管面臨快速變遷的環境，人類社會對於金融服務的核心需求仍然沒變。
- 2016年5月，金管會公布「金融科技發展策略白皮書」，其部分內容借鏡於該份報告。

金融「六大功能」與FinTech「十一項創新」



FinTech創新項目

功能	創新項目
 支付 Payments	無現金世界 (Cashless World) 新興支付 (Emerging Payment Rails)
 保險 Insurance	價值鏈裂解 (Insurance Disaggregation) 保險串接裝置 (Connected Insurance)
 存貸 Deposit & Lending	替代管道 (Alternative Lending) 通路偏好移轉 (Shifting Customer Preferences)
 籌資 Capital Raising	群眾募資 (Crowdfunding)
 投資管理 Investment Management	賦權投資者 (Empowered Investors) 流程外部化 (Process Externalisation)
 市場資訊供應 Market Provisioning	機器革命 (Smarter, Faster Machines) 新興平台 (New Market Platforms)

未來金融服務的特點（ 1/2 ）

- **即時性**

- 各種資訊轉化為機器容易存取、解讀的資料格式，使演算法能即時解讀新聞與事件，更可透過搜集社交媒體資訊搭配語意分析，即時地察覺事件的發生。

- **敏捷性**

- 處理資料的速度會越來越快，並且事件的影響會以毫秒等級反映在市場價格上。

未來金融服務的特點（ 2/2 ）

- **準確性**

- 因為自動化交易的增加，減少人為錯誤發生的次數；透過機器學習和人工智慧，機器能自主研究、假設然後做出有效的決策與交易執行。

- **高門檻**

- 因為設備成本的提高，專業的交易機構與個人投資者的差距會擴大。

FinTech 「六大主題」

- 流線型設施 (Streamlined Infrastructure)
- 高價值活動自動化 (Automation of High-Value Activities)
- 中介減少 (Reduced Intermediation)
- 數據策略性角色 (The Strategic Role of Data)
- 專業化利基商品 (Niche, Specialized Products)
- 賦權顧客 (Customer Empowerment)

WEF的六大「關鍵發現」(1/2)

- **金融服務的創新**是經過謹慎規劃且**可預測的**；在目前收益最大，而又使顧客感覺不那麼方便的金融服務，將最有可能遭到FinTech的挑戰。
- **平台化(platform based)、數據密集(data intensive)和資產輕化(capital light)等創新模式**，將對既有金融業產生巨大影響。
- 立刻會感受到這些創新衝擊的是銀行業，然而受到影響最大的預計是**保險業**。

WEF的六大「關鍵發現」(2/2)

- 既有金融業者會採取「**並行策略**」，一方面激進地打壓新進者，但另一方面也會利用既有資源來提供新進者需要的基礎建設和服務。
- 政府、既有金融業者與新進者將必須**多方合作**，共同釐清這些創新對於整體產業帶來的正負面風險變化。
- **破壞式創新不會是一時的**，這些不間斷的創新力量將會改變消費者的行為、迫使企業的商業模式和金融業的長期結構做出調整。

第二節 大數據分析

大數據分析

- 狹義的說，數據量在1T甚至是1P以上才會被視為「大」數據；另一個重要的層次在於「**分析**」，是否存在有效的分析方法來處理數據，這也相當關鍵。
- 使用3V（Volume, Variety, Velocity）作為判斷大數據的基礎：
 - **Volume**（**容量**）：資料量在1T或是1P以上。
 - **Variety**（**多樣**）：資料含數字、文字等「**結構**」與聲音、影像等「**非結構**」。
 - **Velocity**（**速度**）：資料經常地被更新，需要即時儲存或分析。

大數據分析的應用

- 主要涵蓋人工智慧與機器學習，多半被應用於以下的資料分析：
 - 群聚分析 (Clustering)
 - 關聯分析 (Association)
 - 模式辨識 (Pattern Recognition)
 - 比較分析 (Comparative)
 - 搜尋 (Search)

機器學習應用範圍

- 醫學

- 根據飲食習慣、醫療紀錄等數據，來預測病患心臟病復發機率

- 財務

- 根據公司狀況、總體經濟等數據，來預測股價

- 影像

- 根據手寫數字的樣本資料庫，來辨識手寫郵遞區號

機器學習方法—最小平方法(1/2)

- 最小平方法Least Squares Method

- 最基礎的統計方法之一，給定訓練集合的資料，假設每次輸入的資料是一組向量，

$$\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_p) \in \mathbb{R}^{1 \times p}$$

- 輸出一實數值 y ，使得以下殘差值最小

$$RSS(\beta) = \sum_{i=1}^N (y_i - x_i \beta)^2$$

- 上述二次式的最小值存在最佳解為

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{p \times 1}$$

機器學習方法—最小平方法(2/2)

- $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}$ 分別代表了累積的資料：

$$\mathbf{X} = [x_1; x_2; \cdots; x_N] \in \mathbb{R}^{N \times p}$$

$$\mathbf{Y} = [y_1; y_2; \cdots; y_N]^T \in \mathbb{R}^{N \times 1}$$

- 估計是則為 $\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}$ ，得以用做測試集合的資料驗證使用。
- 這種估計方法又稱為線性迴歸 (Linear Regression)。

機器學習方法—最近鄰法

- 最近鄰法Nearest Neighbor Average

- 使用最接近輸入向量 x 的 k 個樣本，將樣本所對應的輸出值 y 加以平均，即為一估計式。另 $N_k(x)$ 表示這 k 個樣本，此估計式如下：

$$Y(x) = \frac{1}{k} \sum_{x_i \in N_k(x)} y_i$$

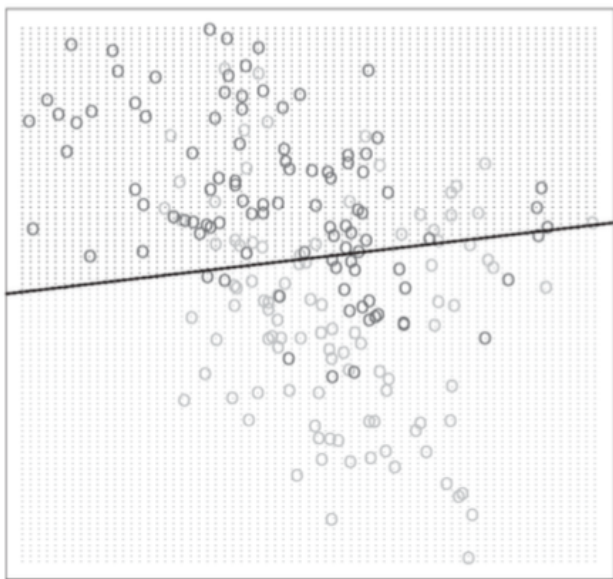
- 或等義地表達式為

$$\hat{f}(x) = Ave(y_i \mid x_i \in N_k(x))$$

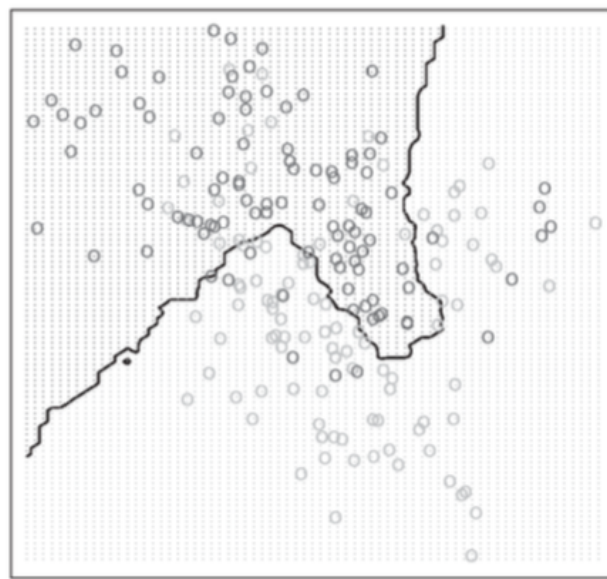
- 若 $k=1$ ，則此式雖然對訓練集有完美估計，但很有可能在測試集合的匹配上極為糟糕，若有此種現象則稱 *over training* 過度訓練。

機器學習方法一比較

- 以下範例，顯示以兩種方法區隔深淺色點集的結果。



➡ 最小平方法

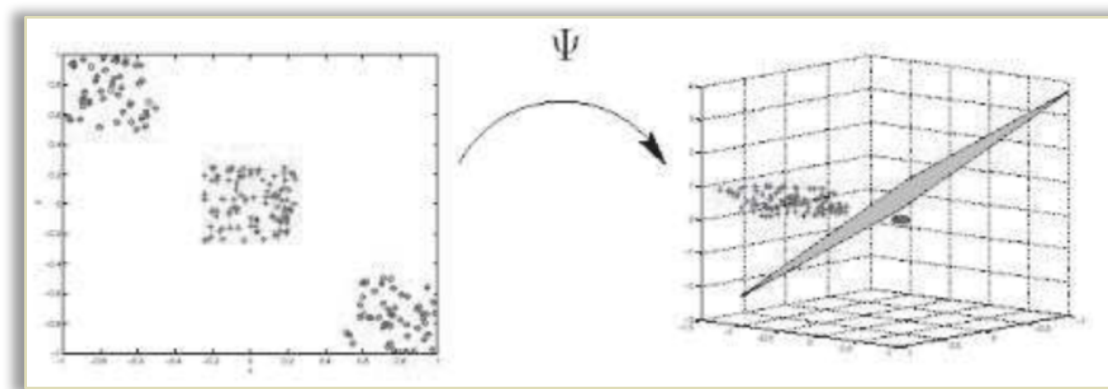


➡ 最鄰近法 $k = 15$

機器學習方法—支持向量機

- 支持向量機Support Vector Machine

- 屬於非線性迴歸的一種方法，藉由增列資料的特徵，建構一個或多個高維度的超平面來分類資料點。



- 上圖左，原先的二維度資料無法被線性分類；但藉由增加一個特徵，轉換為三維度資料後，上圖右中顯示的這些資料就可以被線性分類。

機器學習方法—核方法 (1/3)

- 核方法Kernel Method、又稱核平滑方法(Kernel Smoothing Method)
 - 為無母數法(nonparametric method)，避免模型誤差。
- 最小平方方法與最近鄰法的差異為，最近鄰法富有「局部性質」，該想法是賦予鄰近節點不同的權重，距離愈近，全種愈大，反之則愈小。

- 著名的Nadaraya-Watson演算法便由此產生：

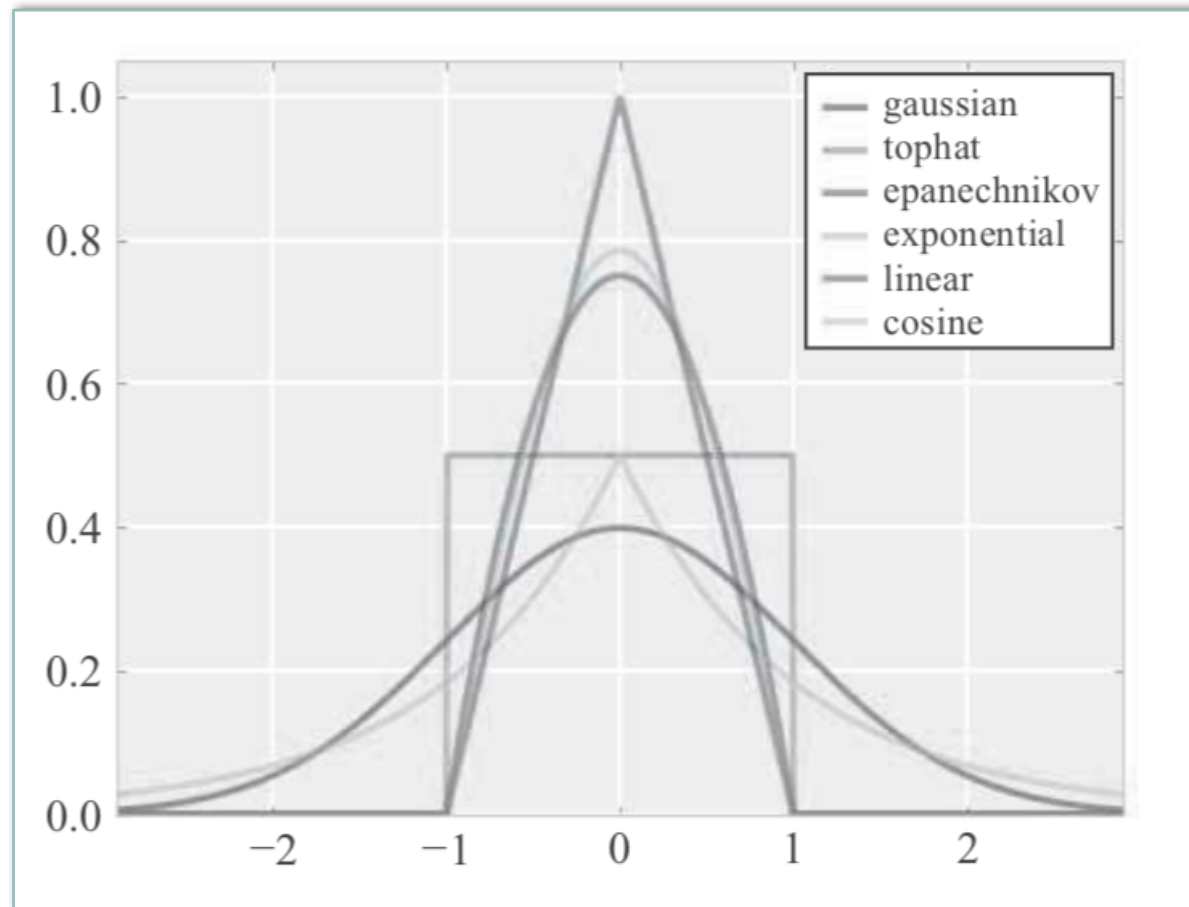
$$\hat{f}(x) = \frac{\sum_{i=1}^N K_{\lambda}(x, x_i) y_i}{\sum_{i=1}^N K_{\lambda}(x, x_i)}$$

- 其中的一種核函數(Kernel Function) 是Epanechnikov quadratic kernel，形式如下

$$K_{\lambda}(x, x_i) = D\left(\frac{x - x_i}{\lambda}\right)$$

- 且 $D(t) = \frac{3}{4}(1 - t^2)$ 若 $t \in [-1, 1]$ ；否則為0。

機器學習方法—核方法(2/3)



各種核函數的型態

機器學習方法—核方法(3/3)

- 此外，我們也可以試圖從大數據中，找出最適合的機率分配。下式為核密度函數估計(Kernel Density Estimation)的式子，等號左邊即是所估計的機率，右邊的 $K(x)$ 為核函數， h 為核寬度， n 為資料數量， x_i 為第 i 筆資料。

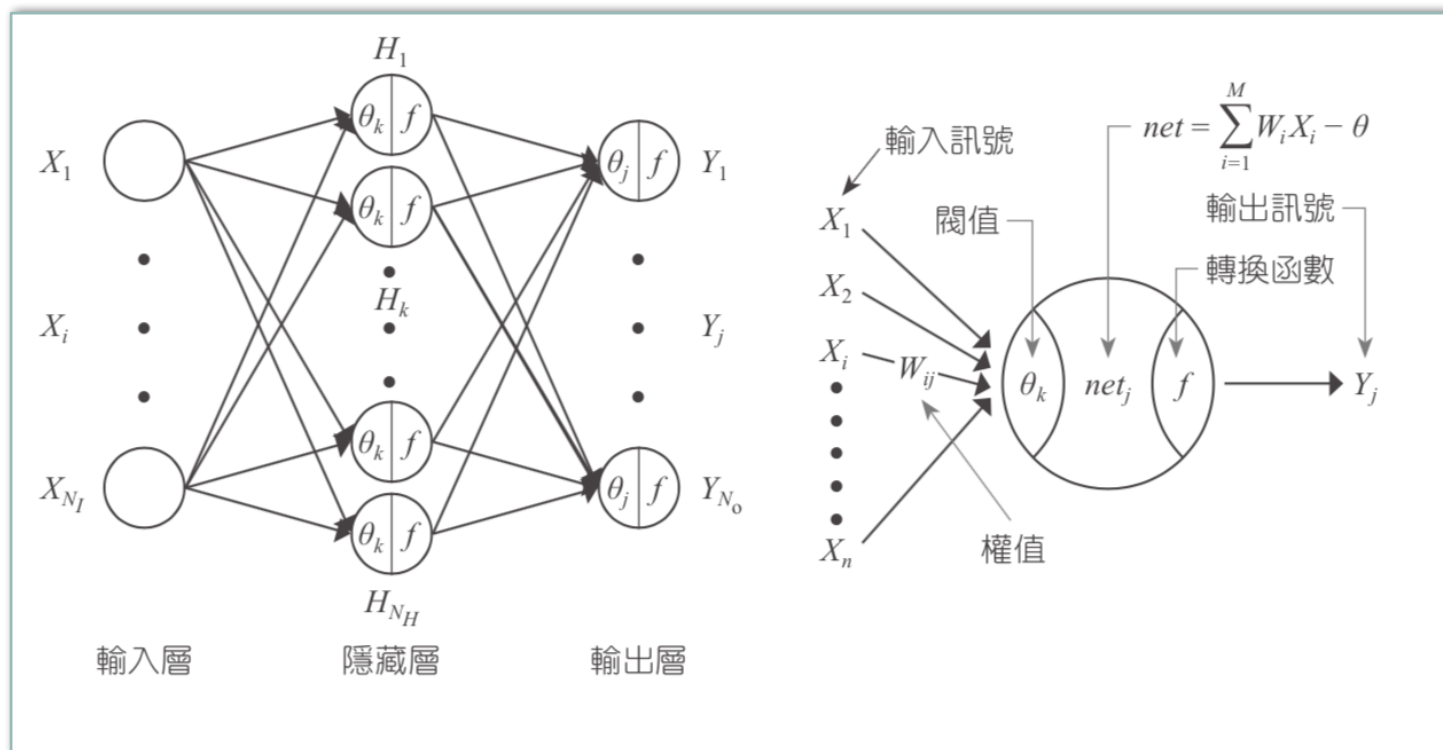
$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x_i - x}{h}\right)$$

- 金融上經常使用 Gaussian Kernel，理由是其為平滑的核函數。

機器學習方法—類神經網路法(1/2)

- 類神經網路Artificial Neural Network
 - 一種平行計算系統，它由許多神經元或節點組成。概念上是模仿人腦的神經元網路，建立以下的模型：每個神經元都代表一種特定的輸入/輸出函數，以其他神經元或外部環境取得資料後，通過運算後，輸出結果到其他神經元或外界。
- 「倒傳遞神經網路」所採用的訓練演算法為「誤差反向傳播演算法（簡稱 B P 演算法）」。B P 演算法結構簡單，應用廣泛。
- 簡言之，B P 演算法是將一組樣本的映射問題變為一個非線性優化的問題，原理是利用梯度陡降法計算，並逐次調整網路參數權值。

機器學習方法—類神經網路法(2/2)



左圖為神經網路架構，右圖為單一神經元架構

第三節 Fintech可能產生的影響與對策

Fintech可能產生的影響與對策

- 需要的是金融服務而非銀行，以客戶為中心的理念，正掀起瓦解傳統金融服務的浪潮。而FinTech的模式，使客戶能獲得建議，並且透過多樣化的管道和客戶互動。
- 金融機構與FinTech公司合作，可以帶來以下效應：
 1. **降低成本、提高效率**：原有企業透過FinTech技術，簡化、優化核心流程，有效提高營運效率。
 2. **帶來收益**：FinTech公司會給予客戶客製化的服務與產品，不及提升客戶忠誠度，同時也會帶來額外商機。

FinTech的瓦解浪潮

- PwC 提出警訊，在未來五年內（2020 年之前），資金轉移（fund transfer、例如借貸、消費金融）、支付(payment)、資產和財富管理（asset and wealth management、例如投資）、保險（insurance）等四項金融服務，已經被確定在瓦解的浪潮之中。
- 第一波 Fin Tech 浪潮已經開始瓦解資金轉移與支付，第二波瓦解浪潮正朝向財富管理以及保險。
- 金融科技確實也能夠為金融產業提供新的機會，可說是「危機成為轉機」的機運之源，端賴金融人面對 Fin Tech 的態度如何。

區塊鏈

- PwC報告中特別點名，點出這是一個可能改寫金融服務規則的新科技，它結合了數學、密碼學和經濟學的理论來維持。
- 區塊鏈可能代表著下一個革命性的技術跳躍，但金融業普遍缺乏對於區塊鏈的了解，其商業意義仍須不同專業領域的磨合、了解。
- 區塊鏈除了可以用於轉帳和支付以外，也可以用於後台運作，以節省成本。如「智能合約」可以被編譯成電腦程式，透明度增加，方便審查及監管、物聯網的合約應用、可以自動支付票息的債券等。

如何抓住「FinTech」契機？

- 新創思維：
 - 在這場 Fin Tech 的革命中，大型公司的企業結構未必是最佳適配的，企業應該問自己：如何確定公司的文化與如此進步的文化思維匹配？
- 開發人才：
 - 吸引年輕一輩的人才。
 - 獎勵員工建立區域性的學習平台，採用新的趨勢技術。
- 友善的FinTech品牌形象：
 - 政府、金融機構與 Fin Tech 公司共同努力最小化營運的挑戰，一起促進新創思維的文化，以及成為吸引人才的雇主品牌。