

資訊科學時代下的 智能交易



文／吳牧恩（臺北科技大學資訊與財金管理系助理教授）

近年來隨著資訊網路發展，金融科技（FinTech）議題也相對熱門。而將科技運用於金融交易，更是大家感興趣的議題之一。這其中又以人工智慧（Artificial Intelligence, AI）或機器學習（Machine Learning）技術最為吸引眾人目光。AI 這股熱潮從前（2016）年 AlphaGo 戰勝南韓棋王李世乭開始；去（2017）年初更化名為「大師」（Master），默默在網路上幹掉一票高手，取得 60 連勝戰績。去年底，AlphaGoZero 出現，機器不需要人類棋譜，從 0 出發開始自我對弈，3 天後便超越 AlphaGo，40 天達到 Master 棋力，進而出現人類有史以來最強圍棋戰力。許多金融交易員不禁在問，人工智慧或是機器學習技術是否能夠應用於金融交易，甚至取代人為主觀判斷，在全球金融市場廝殺，戰無不勝？

規則基礎交易策略

前揭問題可以從交易方式的演進開始說起。從最早人為主觀交易，交易員主動判斷行情根據經驗進行買賣、到數學家發展演算法規則進行計量交易，進而透過程式語言讓電腦自動下單，俗稱程式交易。然而曾幾何時，程式交易已經不再稀奇，畢竟傳統程式交易還需要人工方式開發策略，包括指標發想、訊號探勘、產生演算交易規則等。以最常用的均線策略為例，月線由下向上穿越季線買進、月線由上向下穿越季線賣出。這裡的月線、季線便是指標；月線由下向上（或由上向下）穿越季線則是訊號；而「當訊號發生

時買進或賣出」便是演算規則。這樣的過程我們稱之為規則基礎交易策略（Rule Based Trading Strategies）。

過去我們幾乎所有的交易策略都是準則基礎，然而可開發的指標成千上萬種，經過排列組合後產生的交易訊號或規則更是不可能窮舉完。一個有趣的問題是：「機器是否可以自行尋找指標或訊號，針對不同商品與不同週期產生交易策略？」

換句話說，只需將各種「資料」輸入，可能是傳統價量資料、輿情資料、財報資料等，機器便可針對這些資料進行回測，從交易虧損、勝率降低、回檔（Draw Down）放大等各種錯誤中學習調整，產生「最佳」交易策略。

上述的發想，機器學習似乎帶來希望。事實上機器學習技術就是一種最佳化（Optimization）的過程，只是機器學習的最佳化，會比傳統人工寫演算法開發策略的方式更有效率。這是因為機器學習理論的背後，已經有無數個專家學者開發出完整的數學模型，控制各種參數的選擇與調節，避免過度最佳化造成的影響。簡單的說，在有限的資訊底下，做出最好的預測，不管是分類（Classification）、分群（Clustering）、或是找出關聯性規則（Association），都是屬於機器學習演算法。下面以決策樹作為一個簡單例子。

機器學習演算法

決策樹 (Decision Tree) 是一種機器學習常用的方法，屬於監督式學習 (Supervised Learning) 的一種。所謂監督式學習係指我們事先告訴機器，怎樣的特徵要歸為哪一類，例如要讓電腦判斷一張圖片上是蘋果還是橘子。我們需要先告訴電腦某些特徵，例如蘋果是紅色，橘子是橘色，電腦就會根據這些特徵 (顏色) 做出判斷，這是俗稱的分類 (Classification) 問題。而這樣的過程，我們可以用樹的概念去表示，稱為決策樹。決策樹的組成在於一連串的條件判斷，從根點 (Root) 開始做決策，根據條件判斷往左走或往右走，不斷經由判斷產生分支形成樹狀結構，走到最後的葉子便是分類出來的結果。

舉例來說，假設計畫要開發隔日沖銷策略，預測明天開盤是漲還是跌？我們必須在每天收盤前建立部位，隔日開盤出清部位。傳統上的做法是，先決定要根據哪些條件 (訊號) 來建立多方或是空方部位。假設交易邏輯是今天紅 K (收盤價 > 開盤價)，便在尾盤做多；今天黑 K (收盤價 < 開盤價)，便在尾盤做空，然後隔日開盤平倉。於是開始回測，如果績效不好需改變策略，可能是紅黑 K 要大於 1%，才要執行買賣，或者是要伴隨著成交量增加，例如成交量要放大到前一日 30% 以上，才執行交易。總而言之，有各種千變萬化的訊號我們皆可當作條件去考慮。

只要我們時間夠多，便可無止境的發想做回測，直到研發出滿意的策略為止。可想而知，光

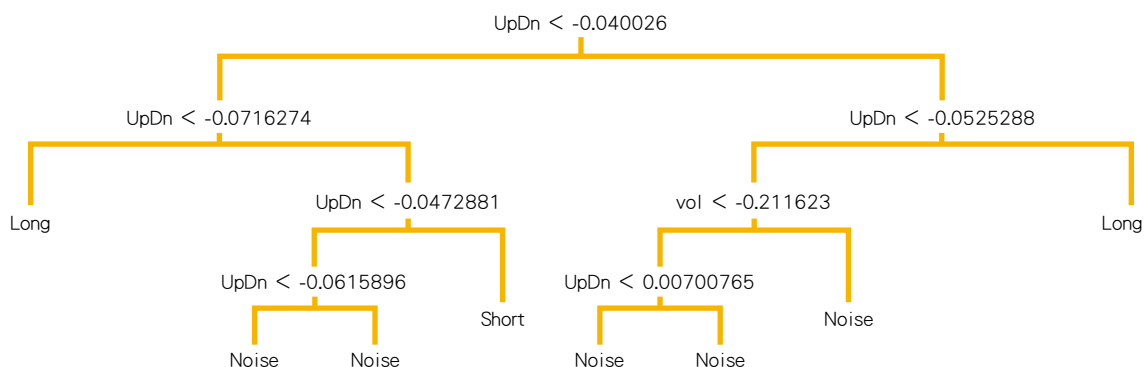
是一個隔日沖銷策略，可考慮的訊號就有無限多個，這等於是在茫茫大海中撈針，不斷發想不斷驗證不斷重複，就像當初愛迪生發明燈泡時，用 Try & Error 方法驗證過上千種燈絲，非常的費時費工。然而，機器學習演算法或許能幫我們快速完成這些事。

以決策樹來說，只需把可能有用到的參考指標放進策略模型進行訓練，也就是 Training Data。舉例來說，紅 K 黑 K、每日的成交量、每日的 20 日移動平均線、每日的 60 日移動平均線、或是每日的指數平滑異同移動平均線 (MACD)、KD 隨機指標等技術分析指標，皆可拿來讓機器學習。然後，演算法馬上做好分類。在什麼樣的條件下，有多少可能明天會開高；有多少可能明天會開低，哪些參數是無效的，哪些參數使用的效果是顯著的，馬上產生決策樹的樹狀結構，一個樹狀圖，就是一個策略！

下面的例子使用 R 語言的 tree 套件，抓取大盤的週 K 資料。參考指標包括每週漲跌幅度 (UpDn)，每週成交量增減幅度 (Vol) 兩個指標。由於我們要做隔日沖銷策略，採用隔週開盤漲跌幅超過 1% 當作分類，所以共有三類：大漲超過 1% (Long)、大跌超過 1% (Short)、其他 (Noise)。

分析結果如下：

1. 當本週跌幅超過 4%，甚至超過 7.16%，週五收盤前買進，週一出清。
2. 當本週跌幅超過 4%，但不超過 4.73%，



週五收盤前賣出，週一出清。

3. 當本週跌幅沒有超過 4%，但漲幅也沒有超過 5.25%，週五收盤買進，週一出清。

讀者可能會覺得上述的根據是毫無道理的，但這就是根據某種機器學習演算法計算出來的結果。注意到這張圖最後有 8 個葉子節點，有 5 個都是歸類為 (Noise)，那麼多的決策分支，是否會是過度最佳化 (Over-Fitting) 的結果？事實上很有可能，但沒人可以保證。原則上機器學習就是根據過去資料統計出最適的結果，但當參考依據太多時，我們必須做修剪 (Pruning) 樹枝的動作，主要也是用統計方法來判斷是否該繼續在某個節點繼續進行分割，還是停止。

上述過程其實跟傳統在開發計量交易策略很像，只是我們過去是人為的方式，去找出規則或是最佳參數，而避免 Over-Fitting 的方法，可以檢查策略參數是否滿足參數高原、策略是否可以再縮減參數的維度、是否經得起穩固性測試 (Robustness Test)，種種過去我們用在交易策略建構的方法，大部分的機器學習理論都幫我們做好了。

然而，上述過程只是在快速的開發策略，也就是決定該買該賣而已。套用機器學習技術加快了開發策略的流程，但並不能保證在未來市場上

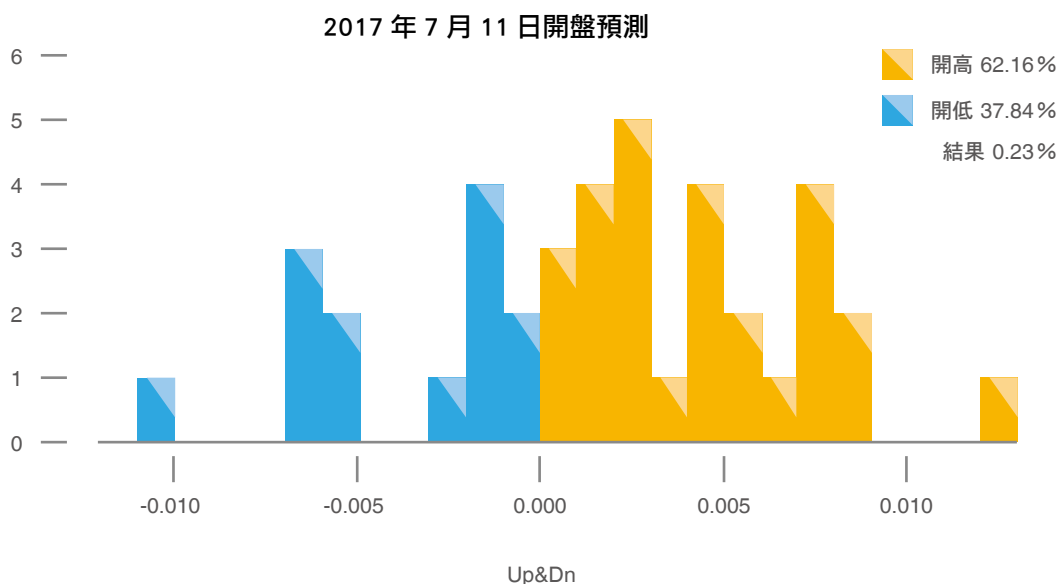
就能獲利，關鍵還是在策略的資金管理，就算用機器學習或是人工智慧技術也一樣，而這才是智能交易 (AI Trading) 真正該著墨的地方。

智能交易的重點在資金管理

何謂資金管理？以上述例子來說，決策樹分析出何時買，何時賣。但並沒有說要買多少部位或是賣多少部位？若用機器學習的演算結果去交易，不巧偏偏在賠錢的時候放了很大的部位，賺錢的時候只買了一點點，那長期下來肯定損失慘重。從這直觀的例子可以知道，一個完整的交易策略除了預測何時買何時賣以外，尚包含該持有多少資金，配置多少部位。而這個問題便是 Ralph Vince 所提出的最佳化比例 (Optimal Fraction)，也是所有資金管理方法的根本原則。

以隔日沖銷策略來說，由於週期已經固定，收盤進場隔日開盤出場。不管我們運用何種方法，我們可能估計出漲 1% 的機率、漲 2% 的機率、漲 3% 的機率...或是跌 1% 的機率、跌 2% 的機率、跌 3% 的機率...，依此類推如下圖所示。

如果這機率分布預估夠準的話，便可唯一決定某個方向 (多或空) 的最佳下單比例，這是數學的期望值計算，可能是買多，也可能是賣空，重點是買多賣空的部位大小。以資金管理理論來





說，任何時刻行情都隱含著一個未來某段週期的漲跌機率分佈。例如你知道某檔股票，下个交易日要大漲 5%，你會如何做？如果你非常有把握，覺得不會預估錯誤，很有信心是對的，那麼這是「點估計」，理論上持倉比例應為 100%！但是一旦預測失敗，也會遭受 100% 資金波動的損失。很明顯點估計在實務交易上是不可行的，由於每次交易結果只有獲利和虧損兩種，上面的點估計是沒有人可以保證的，也就是沒有人可以精準 100% 預測未來的事情。因此在交易的世界裡，沒有點估計這件事情，全世界最好的 AI 技術來做分析預測也是一樣。

點估計做不到，所以需要「線估計」。所謂的線，便是交易次數的延續，也就是把交易次數當時間軸。以策略研發來說，通常會看一個策略賺錢或虧損次數的比例，然後希望策略未來的表現也跟這個比例相近，也就是俗稱的勝率。透過輸贏比例的計算，我們可套用 Ralph Vince 的最佳比例計算出最適合的部位。可惜的是單一策略在有限次的交易次數底下，肯定還會遇到偏差的問題。意思是說 50% 勝率的策略，交易了 100 次不一定真的贏 50 次輸 50 次，而是根據二項式分配有不同的輸贏分布，如此一來原先計算的最佳化比例就不會是最佳。

資金分散

對於上述偏差這個問題，事實上我們完全沒有辦法解決。幸運的是我們可以透過「面」的方式處理，這是 Ralph Vince 在其槓桿空間模型（Leverage Space Model）一書所表達的。一手丟一枚銅板 100 次，剛好出現 50 次人頭 50 次數字的机会不高，但若同時丟 10 枚銅板 100 次，也就是相當於丟了 $100 \times 10 = 1000$ 次，那根據大數法則，輸贏的比例會更接近 50%。自然更能發揮「最佳化比例」的優勢！這即是資金管理的「面」。

好的交易系統，必須搭配好的資金管理架構。運用在多策略、多商品、多市場上，達到上述所說「面」的層級，如此才能發揮資金管理的優勢，畢竟再好的人工智慧技術，做出來的決策還是有可能錯誤，哪怕是 1% 的機率，一旦押了過大的比例便會賠大錢。幸運的是，在交易上選錯方向不是重點，選錯方向又大部位才是要避免的。我們不會有無窮多的交易次數（時間），但我們可把資金分散在各多個部位，拿空間換時間，以發揮最佳化比例的最大效用。

結論

那到底 AI 用於交易的極限在哪？有無辦法開發出 100% 勝率的交易策略？股價的波動是由投資人的買賣行為造成的，一買一賣之間會有非常多的理性與非理性因素，或許最厲害的科學技術可以解釋理性因素，但對於非理性因素，幾乎是不可能預測的。

牛頓是個很熱愛交易的業餘投資者，別看牛頓在科學上的偉大貢獻就覺得牛頓是個投資專家，事實上牛頓的投資並不成功。也因此牛頓留下很有名的一句話「I can calculate the motion of heavenly bodies, but not the madness of people；我能計算天體的移動，卻無法計算人類的瘋狂」。牛頓發明了微積分，卻不知道後人運用微積分計算出資金風險比例，部位大小的最佳化，如果牛頓懂得這層道理，我相信他會是個偉大的交易員，或許真能再把 AI 技術應用於交易提升到另一個層級。🔗

