



應用深度學習於金融市場模型

The Application of Deep Learning in Models of Financial Market

指導教授

楊達立

班級

四資管三優

組員 41041209 張婷穎

41041213 蔡昀真

41041223 黃柏浚

41041226 賴益廷

May 2024

目錄 CONTENTS

01

前言

02

文獻回顧
與探討

03

研究方法
與步驟

04

研究結果
與討論

05

結論



SECTION 1

前言



01



前言

深度學習或機器學習預測金融市場
是金融界及計算機領域中非常熱門的話題

由於延遲性等問題，因此有了許多結合與改良的相關研究
為提高準確率，例如：

- 混合注意力機制與長短期記憶模型
- 加速梯度長短期記憶模型
- 結合卷積神經網路與長短期記憶模型

本研究利用人工智慧來挑戰短線交易
提出一種策略交易為主，價格預測為輔的量化交易模型
除了預測市場短期走勢之外
利用深度Q網路和Q-Learning算法
以在**最大化投機報酬率**為目標，使模型作為交易代理人實施決策



SECTION 2

文獻回顧與探討

02 文獻回顧與探討

深度學習 | 深度強化學習 | 技術指標 | 迴歸策略 | 趨勢策略 | 短線交易評估

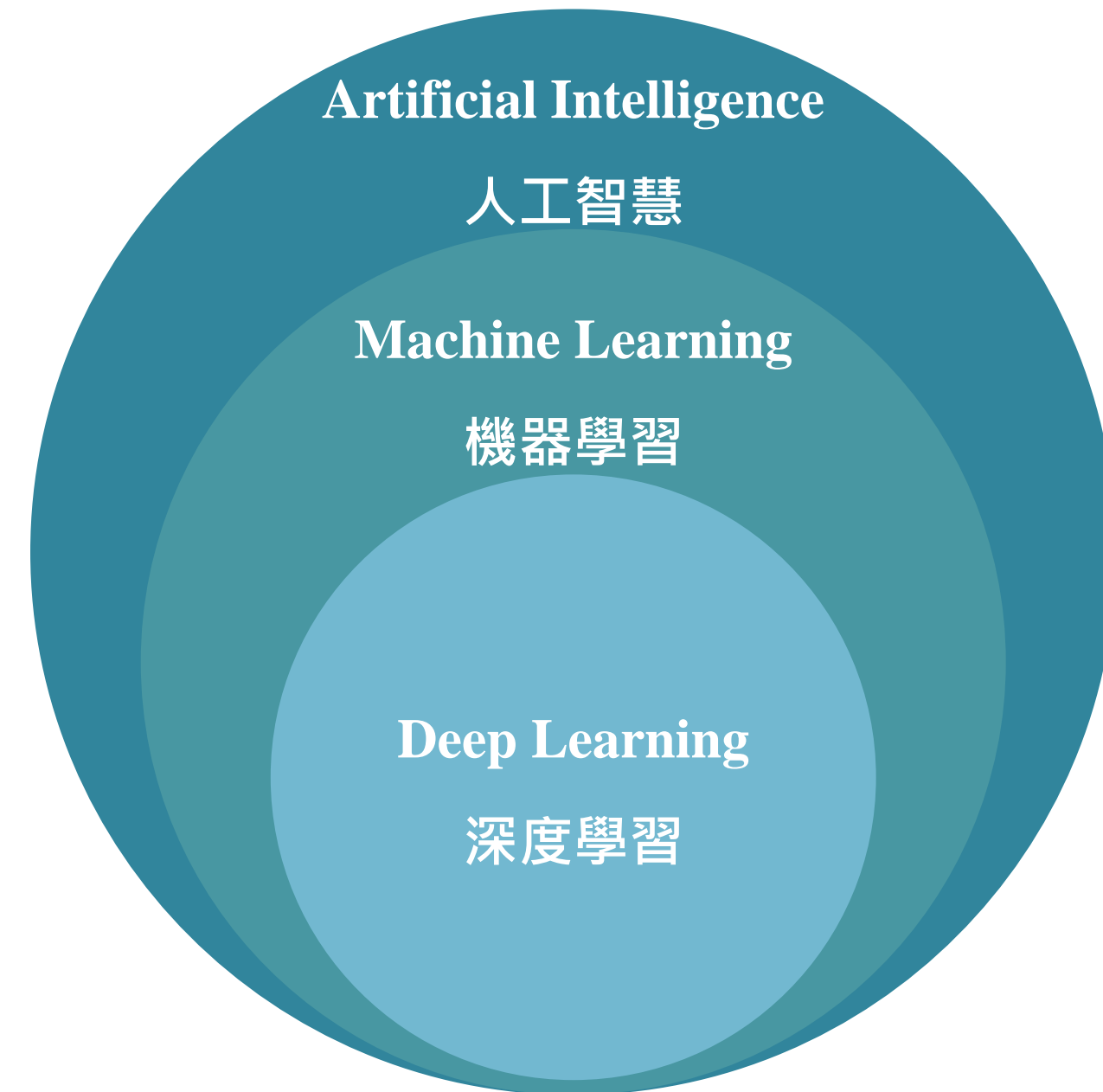
深度學習

結構

- 以神經網路為基礎框架延伸的機器學習結構

延伸框架

- 卷積神經網路
- 循環神經網路
- 長短期記憶模型



由於本計畫為時間序列問題，因此採用循環神經網路作為我們的深度學習架構

02 文獻回顧與探討

深度學習 | 深度強化學習 | 技術指標 | 迴歸策略 | 趨勢策略 | 短線交易評估

深度強化學習-結合深度與強化學習的技術

解決問題



高度複雜性的決策過程問題

探討強化學習



在嘗試錯誤的過程中
學習做出更好的決策

交互學習



通過與環境交互來學習
如何達到某個目標

獎懲機制



根據行動獲得獎勵或懲罰
以獲得最大化的累積獎勵

02 文獻回顧與探討

深度學習 | 深度強化學習 | 技術指標 | 迴歸策略 | 趨勢策略 | 短線交易評估

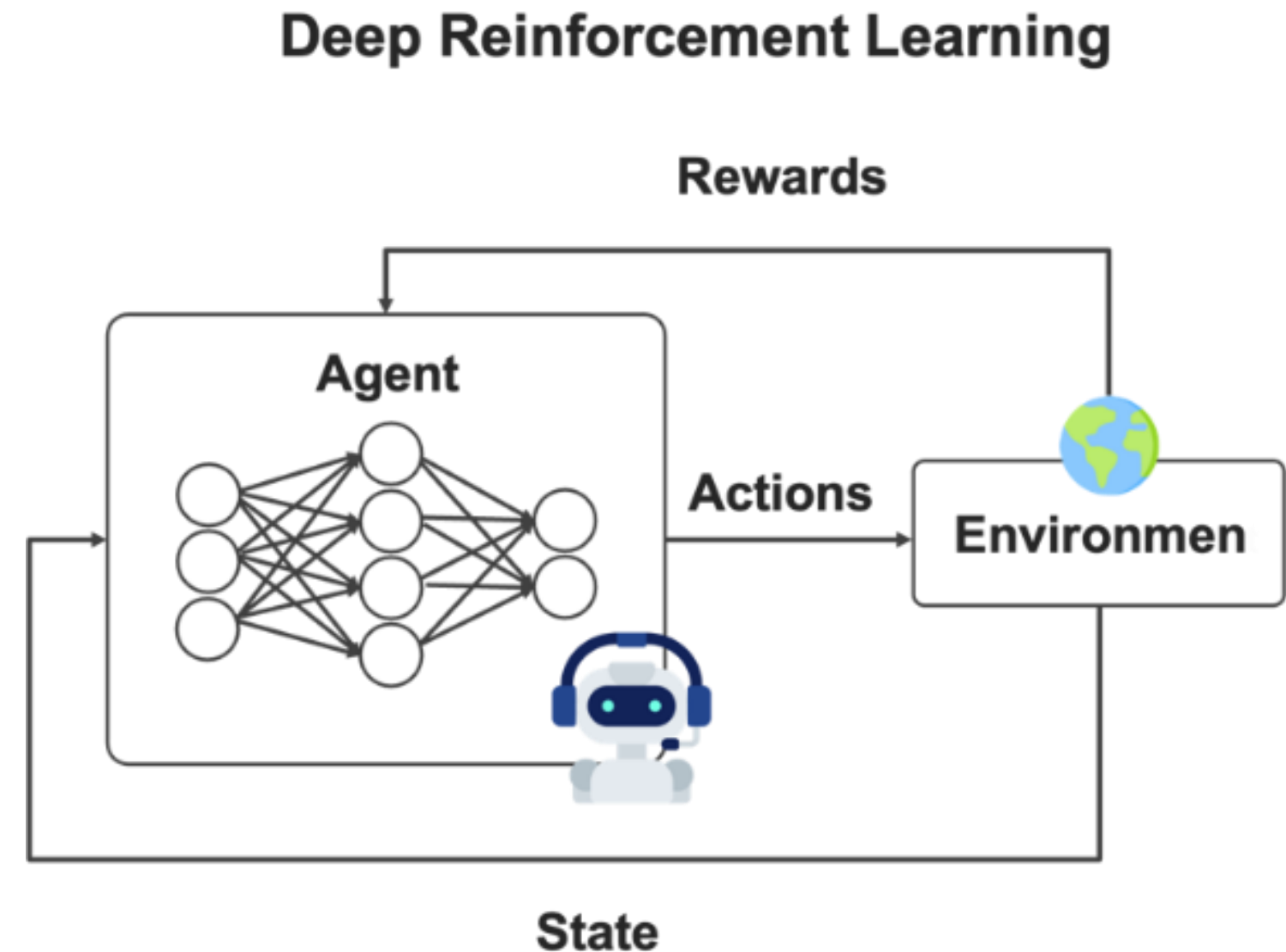
技術

經驗回放機制

- 使學習過程中多次利用之前的經驗
- 增強了學習的穩定性和效率
- 通過持續學習以適應市場的變化

使用深度強化學習的原因

- 節省金融市場的學習成本
- 減少人為的錯誤及風險
- 避免重大的損失，以最大化獎勵為目標



02 文獻回顧與探討

深度學習 | 深度強化學習 | 技術指標 | 迴歸策略 | 趨勢策略 | 短線交易評估

分析股票、外匯、商品

- 預測市場趨勢
- 確定入場和退出點
- 識別潛在的交易機會

技術指標

趨勢指標、動量指標

波動性指標、成交量指標

- 使用常見的9種技術指標
 - 當作時間序列模型的特徵
 - 在不同價格的特徵進行學習
- 使預測價格更為貼近真實價格

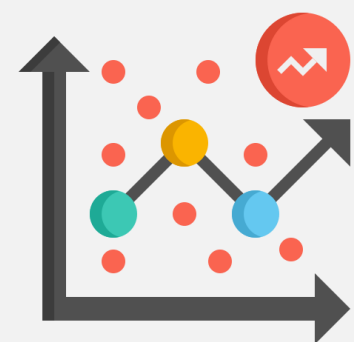
主要類型

本研究利用技術指標當作模型訓練的特徵

02 文獻回顧與探討

深度學習 | 深度強化學習 | 技術指標 | 迴歸策略 | 趨勢策略 | 短線交易評估

迴歸策略



基於統計方法的交易策略假設
價格或收益率會圍繞其歷史平均值波動

經過一段時間的極端變動

價格或收益會返回到其歷史平均水平

布林通道



由John Bollinger在1980年代提出

技術分析工具

- 圍繞價格移動平均線及其波動性的
該指標包含三條線
- 中央線通常是**20日**的簡單移動平均線
- 上軌和下軌則分別表示價格波動範圍

布林通道的核心在於評估資產價格的相對高低以及波動性

提供了一個視覺化的方式來觀察價格是否達到異常波動的區域，判斷可能的迴歸機會

02 文獻回顧與探討

深度學習 | 深度強化學習 | 技術指標 | 迴歸策略 | 趨勢策略 | 短線交易評估

本研究引入了布林通道的概念

時間序列模型預測

01

- 最高價作為布林通道之上軌
- 最低價作為布林通道之下軌
- 收盤價則做為均值

預測收盤價 高於最高價時

02

表示市場價格可能過熱

- 存在迴歸的可能性
- 價格可能會出現下跌

預測收盤價 低於最低價時

03

價格可能會出現上漲

將該策略加入到模型當中，通過外部影響DQN模型的決策
使DQN模型學會應用此策略並進行改進，實現短線投機的目的

02 文獻回顧與探討

深度學習 | 深度強化學習 | 技術指標 | 迴歸策略 | **趨勢策略** | 短線交易評估

策略核心

市場形成某個方向的移動趨勢

- 可能會在一段時間內持續
- 識別市場的動向調整交易決策

趨勢與指標

上升趨勢、下降趨勢、橫向趨勢

使用技術指標

- 移動平均線、相對強弱指數
- 指數平滑異同移動平均線

趨勢策略

實際應用

移動平均線策略

- 使用移動平均線來平滑價格資料
- 清晰顯示出市場的趨勢

趨勢變化

捕捉市場趨勢變化的早期信號

- 黃金交叉
- 死亡交叉

本研究在DQN模型的訓練中，加入移動平均線策略的概念，以真實價格及預測價格的交叉，判斷出市場趨勢的方向

02 文獻回顧與探討

深度學習 | 深度強化學習 | 技術指標 | 迴歸策略 | 趨勢策略 | 短線交易評估

衡量投資組合潛在損失的指標

- 一個高點到下一個低點的最大跌幅
- 評估策略的資金風險表現

$$MDD = \frac{Peak - Trough}{Peak}$$

最大
回撤

系統
品質數

由交易系統設計專家

Van K. Tharp博士提出

- 評估交易系統性能的指標

$$SQN = \sqrt{N} \times \frac{Mean(R)}{SD(R)}$$

對交易結果進行全面的量化分析

衡量

- 短線交易的盈利能力
- 策略與模型的好壞

評估

- 面對市場波動時的風險承受能力

管理資金
回報率

量化
分析

比較投資回報與最大回撤的指標

- 評估交易策略的風險調整回報

$$MAR = \frac{TP}{MDD}$$



SECTION 3

研究方法與步驟

03 研究方法與步驟

研究流程 | 取得資料 | 資料處理 | 訓練價格預測模型 | 定義交易決策模型 | 訓練交易模型



03 研究方法與步驟

研究流程 | 取得資料 | 資料處理 | 訓練價格預測模型 | 定義交易決策模型 | 訓練交易模型



取得市場的價格走勢，作為我們訓練預測價格模型的資料集

本研究的重點在於短線交易

- 選擇**每小時**作為資料的時間間隔
- 反映短線交易者對市場動態快速反應的需求
- 使模型捕捉到短期內的價格波動

更精確地模擬和預測市場行為，並做出交易決策

使得模型能夠識別每小時的價格趨勢和潛在的交易機會

03 研究方法與步驟

研究流程 | 取得資料 | 資料處理 | 訓練價格預測模型 | 定義交易決策模型 | 訓練交易模型

時間範圍 2020年3月2日至2022年3月31日

台灣股票市場

資料取得

永豐金證券API

重要標的

- 選擇市值大的股票
 - 1) 2330台積電
 - 2) 2317鴻海
 - 3) 2412中華電
 - 4) 2382廣達

美國股票股票市場

資料取得

Yahoo Finance美股資料

重要標的

- 金融領域
JP Morgan Chase
- 科技領域
Microsoft
- 影視串流服務
Netflix

加密貨幣市場

資料取得

幣安API

重要標的

- 比特幣 (BTC)
- 以太幣 (ETH)
- 幣安幣 (BNB)

03 研究方法與步驟

研究流程 | 取得資料 | 資料處理 | 訓練價格預測模型 | 定義交易決策模型 | 訓練交易模型



資料統一欄位

- 日期 (datetime)
- 開盤價 (open)
- 最高價 (high)
- 最低價 (low)
- 收盤價 (close)
- 成交量 (volume)



K線重組

某些資料的取得

- 僅提供每分鐘價格資料
非每小時的資料
- 需要將每分鐘的K線
重組組合成每小時的K線



技術指標

- 簡單移動平均線
- 指數移動平均線
- 指數平滑異同移動平均線
- 相對強弱指標
- 布林帶
- 一目均衡表
- 隨機動量指標
- 隨機指標
- 隨機相對強弱指標

必要參數：輸入資料、時間週期

03 研究方法與步驟

研究流程 | 取得資料 | 資料處理 | 訓練價格預測模型 | 定義交易決策模型 | 訓練交易模型

資料正規化

將資料進行正規化 (Normalization)

- 把資料縮放到0-1的區間範圍內
- 確保模型在訓練過程中不會因為特徵間的範圍差異過大而影響學習效率

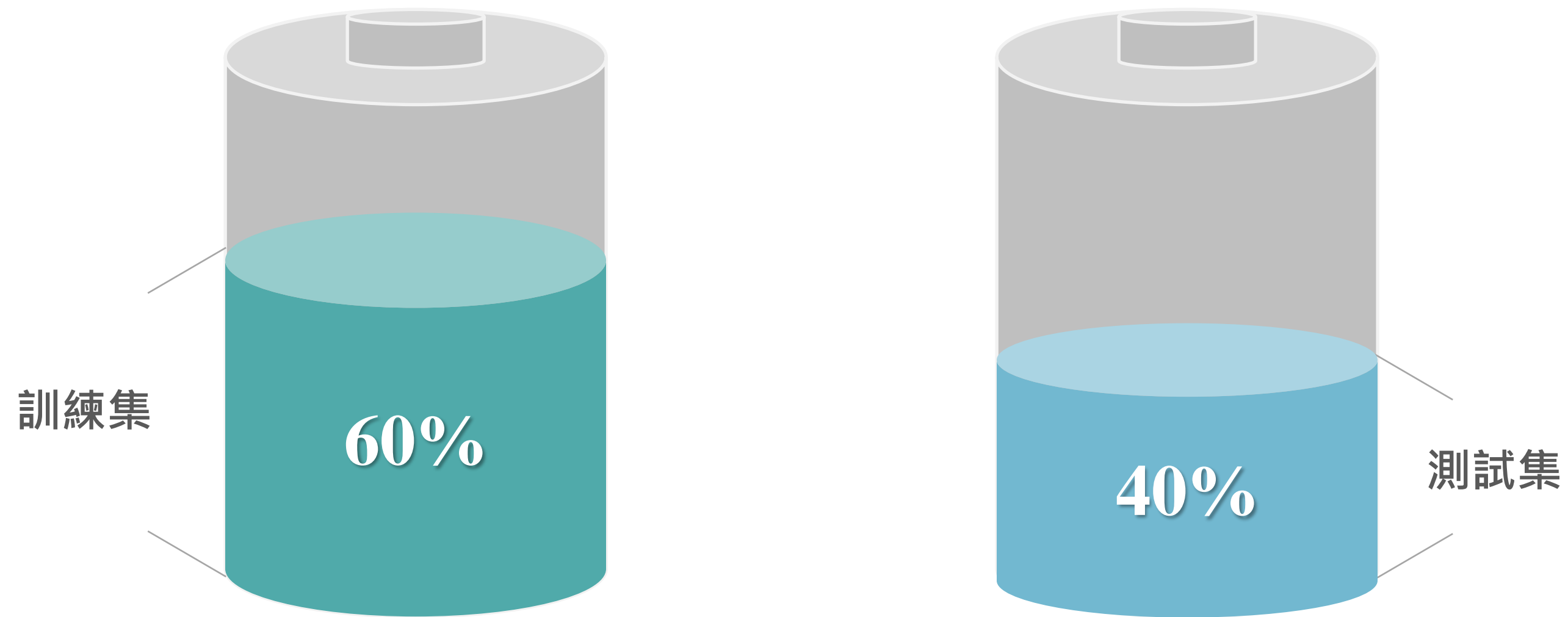
預測目標

預測目標

- 本研究設定預測目標為收盤價、最高價和最低價
- 預測結果影響到後續深度強化學習模型的訓練
- 讓深度強化學習模型學會策略的應用
是進行短線交易策略的進出場依據

03 研究方法與步驟

研究流程 | 取得資料 | 資料處理 | 訓練價格預測模型 | 定義交易決策模型 | 訓練交易模型



確保了模型有充足的資料進行學習，同時保留足夠的測試資料來驗證模型的預測能力

03 研究方法與步驟

研究流程 | 取得資料 | 資料處理 | 訓練價格預測模型 | 定義交易決策模型 | 訓練交易模型

在資料處理的最終階段，我們將資料轉換成時間序列模型的輸入格式

市場 / 參數	批次大小 (Batch Size)	序列長度 (Sequence Length)	特徵數 (Feature Size)
台股	32	25	26
美股	32	40	26
加密貨幣	32	120	26

03 研究方法與步驟

研究流程 | 取得資料 | 資料處理 | 訓練價格預測模型 | 定義交易決策模型 | 訓練交易模型

超參數 \ 模型	LSTM	GRU	Bi-LSTM	Bi-GRU	CNN-LSTM	CNN-GRU
隱藏層單元數量 (hidden_size)	128	128	128	128	128	128
全連接層單元數量 (fc_size)	128	128	128	128	128	128
模型層數 (num_layers)	2	2	2	2	2	2
隨機丟棄率 (dropout_prob)	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
輸入通道數 (input_channels)	x	x	x	x	1	1
卷積核大小 (kernel_size)	x	x	x	x	3	3
卷積輸出大小 (cnn_out_size)	x	x	x	x	32	32
池化核大小 (pool_kernel_size)	x	x	x	x	2	2
LSTM/GRU輸出大小 (lstm/gru_out_size)	x	x	x	x	64	64
卷積次數 (num_convolutions)	x	x	x	x	3	3

03 研究方法與步驟

研究流程 | 取得資料 | 資料處理 | 訓練價格預測模型 | 定義交易決策模型 | 訓練交易模型

模型 標的	Bi-GRU	LSTM	GRU	Bi-LSTM	CNN- LSTM	CNN-GRU
2317鴻海	0.069	0.07	0.071	0.071	4.587	4.105
	0.995	0.994	0.994	0.994	0.654	0.691
NFLX.US	47.279	363.364	84.531	268.649	565.237	576.586
	0.995	0.962	0.991	0.972	0.941	0.94
ETHUSDT	1794.108	3470.844	2519.37	3198.584	70487.108	45183.762
	0.997	0.994	0.996	0.994	0.877	0.921

模型比較實驗結果（上方數字為MSE，下方數字為R²）

03 研究方法與步驟

研究流程 | 取得資料 | 資料處理 | 訓練價格預測模型 | 定義交易決策模型 | 訓練交易模型

表現最佳，損失值最小，並且決定係數最接近1
模型的預測值與實際觀察值之間的差異非常小

模型 標的	Bi-GRU	LSTM	GRU	Bi-LSTM	CNN- LSTM	CNN-GRU
2317鴻海	0.069	0.07	0.071	0.071	4.587	4.105
	0.995	0.994	0.994	0.994	0.654	0.691
NFLX.US	47.279	363.364	84.531	268.649	565.237	576.586
	0.995	0.962	0.991	0.972	0.941	0.94
ETHUSDT	1794.108	3470.844	2519.37	3198.584	70487.108	45183.762
	0.997	0.994	0.996	0.994	0.877	0.921

價格預測模型的精確度將會影響深度強化學習模型的決策，當準確度越高時，交易決策的結果越好
因此Bi-GRU被選為本研究的價格預測模型

03 研究方法與步驟

研究流程 | 取得資料 | 資料處理 | 訓練價格預測模型 | 定義交易決策模型 | 訓練交易模型

模型訓練需避免

過度擬合 (**Overfitting**)

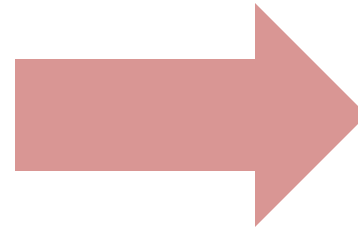
低度擬合 (**Underfitting**)

03 研究方法與步驟

研究流程 | 取得資料 | 資料處理 | 訓練價格預測模型 | 定義交易決策模型 | 訓練交易模型

模型訓練需避免

過度擬合 (Overfitting)
低度擬合 (Underfitting)



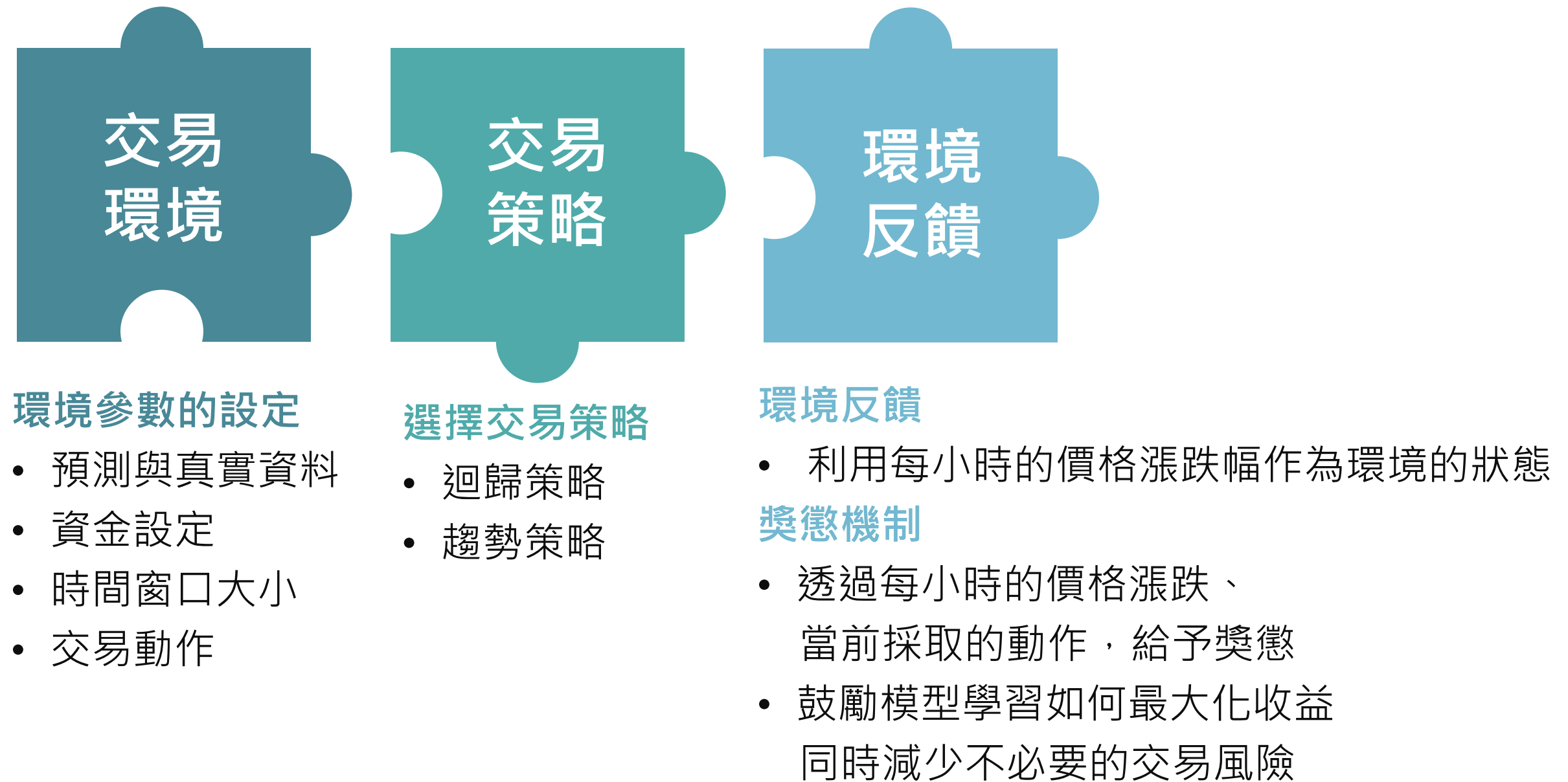
加入

提前停止法 (Early Stopping)

節省了計算資源，也有助於維持模型對新資料的泛化能力

03 研究方法與步驟

研究流程 | 取得資料 | 資料處理 | 訓練價格預測模型 | 定義交易決策模型 | 訓練交易模型



結合強化學習中的Q-Learning算法，進行決策交易模型的訓練，以有效學習並執行交易策略

03 研究方法與步驟

研究流程 | 取得資料 | 資料處理 | 訓練價格預測模型 | 定義交易決策模型 | 訓練交易模型

交易決策模型

- 使用了深度Q網絡（DQN）來訓練
- 採用提前停止法（Early Stopping）

初始資金設定為100,000單位

- 專注於模型對於市場變化的預測能力和對交易策略的適應性
- 限制可使用資金比例，有效控制風險
- 時間窗口大小，以五天為基準

決策
模型

批次
大小

Batch Size設定為2048

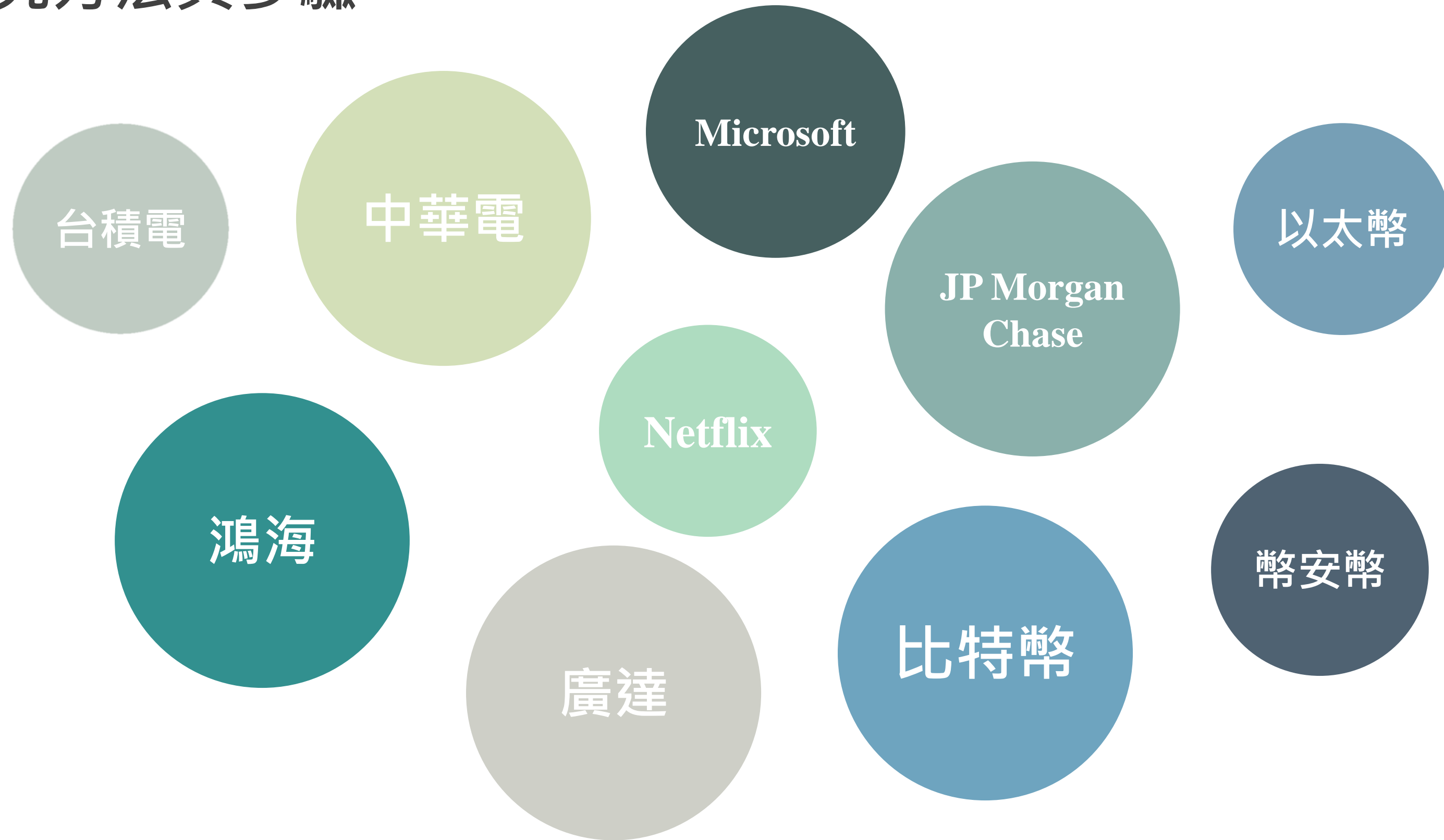
- 經過試驗的最佳值
- 維持高效表現和報酬率

環境
參數

經驗
回放

- 利用過往交易獲得的反饋
降低資料之間的相關性及提高學習效率

03 研究方法與步驟



針對每種商品，**單獨訓練對應的模型**，以確保我們的模型能夠更精確地理解和預測各個市場的獨特動態



SECTION 4

研究結果與討論

04 研究結果與討論

量化分析指標 | 趨勢策略的結果 | 學習迴歸策略的結果 | 不同模型交易能力比較結果

指標名稱	代號
總收益	TP
總交易次數	TT
總報酬率	RR
勝率	WR
盈虧比	O
最大損失	ML
最大回撤	MDD
管理資金比例	MAR
系統品質數	SQN

每個量化分析的指標名稱都有對應的代號

使用Bi-GRU結合DQN的模型

- 在不同策略、不同交易市場下的表現進行全面評估

準確評估模型的交易能力及風險管理能力

- 使用我們設定的9個量化分析的指標來衡量模型的交易能力

與其他研究者所提出的模型進行比較

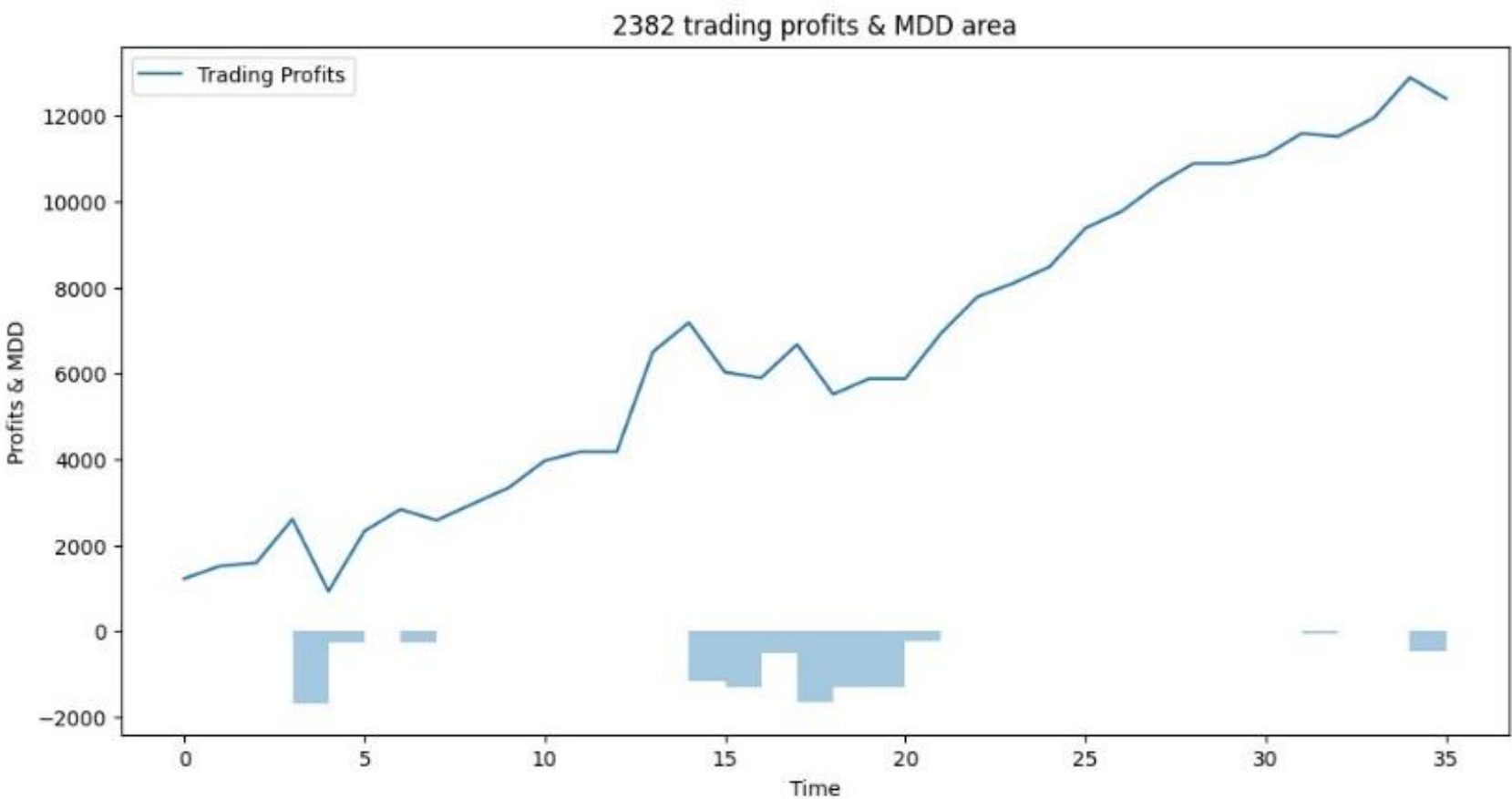
- 比較交易結果並確定模型的優勢所在

04 研究結果與討論

量化分析指標 | 學習趨勢策略的結果 | 學習迴歸策略的結果 | 不同模型交易能力比較結果

2382廣達 (趨勢策略)

TP	TT	RR	WR	O	ML	MDD	MAR	SQN
12,394	36	12.39%	72.22%	1.35	-1,679	-1,679	7.38	2.86



總報酬率12.39%

勝率72.22%

最大損失-1,679

MAR指標
證實了在風險管理方面的卓越表現

SQN指標
該交易系統不僅盈利性好而且具有良好的穩定性

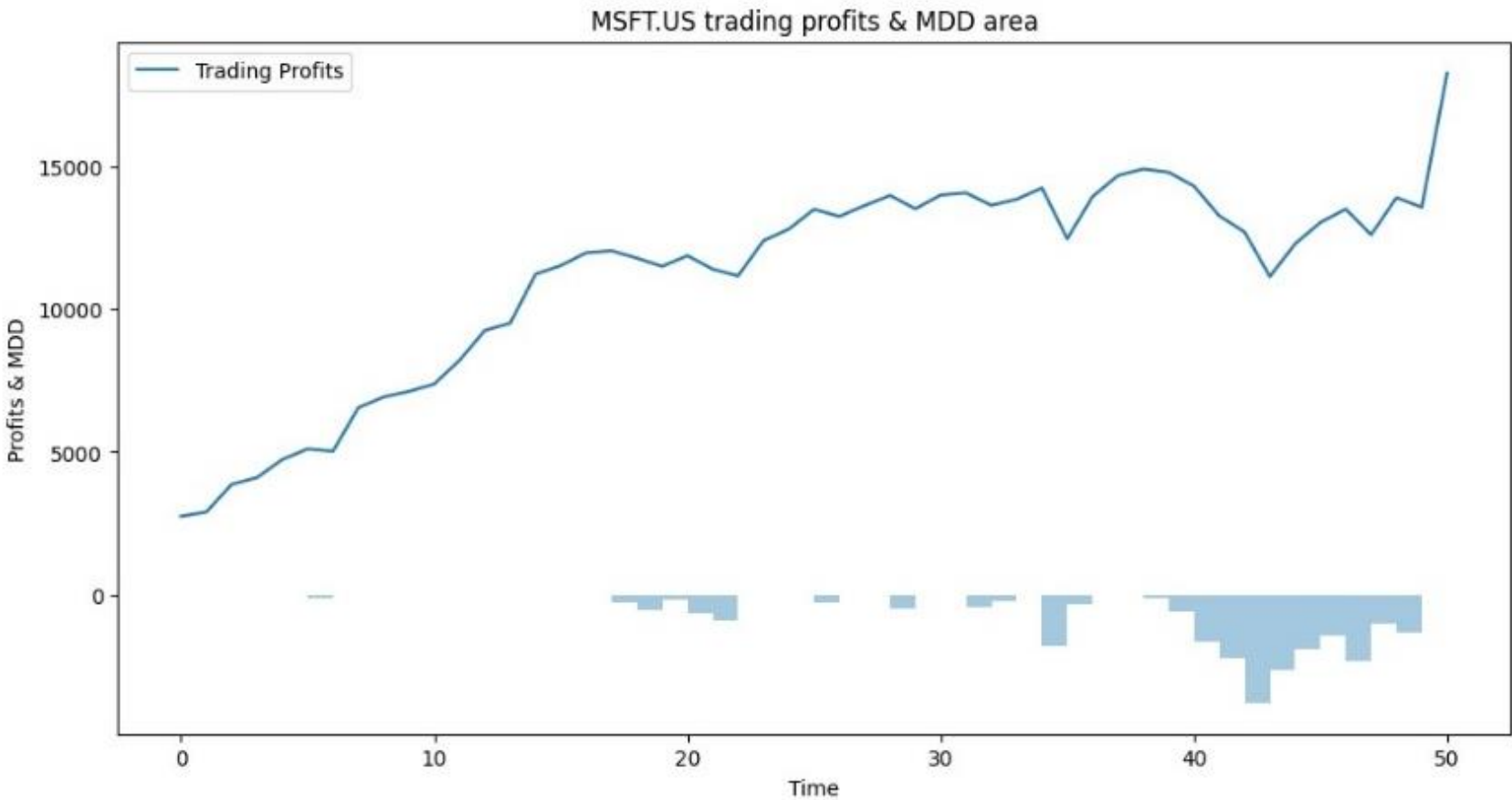
在兩年的實驗期間內，交易次數相對較少，這可能限制了其總體報酬率的進一步提升

04 研究結果與討論

量化分析指標 | 學習趨勢策略的結果 | 學習迴歸策略的結果 | 不同模型交易能力比較結果

MSFT微軟 (趨勢策略)

TP	TT	RR	WR	O	ML	MDD	MAR	SQN
18,236	51	18.24%	68.63%	1.36	-1,771	-3,758	4.85	2.56



總報酬率18.24%

勝率68.63%

最大損失-1,771

MAR指標4.85
證實了在風險管理方面的卓越表現

SQN指標2.56
該交易系統不僅盈利性好而且具有良好的穩定性

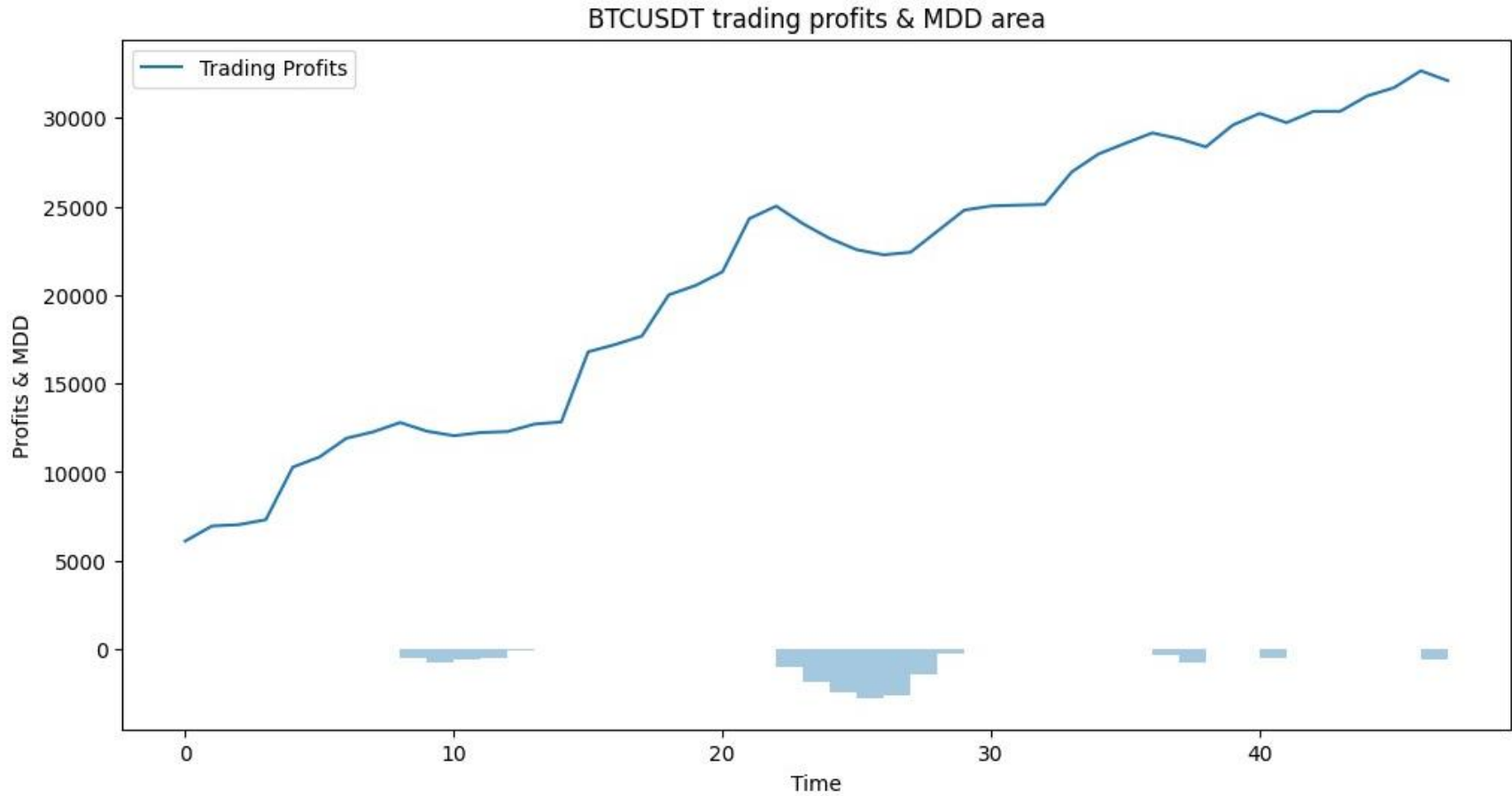
交易次數在兩年的實驗期間有51次的交易，雖然仍不算高，但對於2382廣達的情況有所改善

04 研究結果與討論

量化分析指標 | 學習趨勢策略的結果 | 學習迴歸策略的結果 | 不同模型交易能力比較結果

BTC比特幣 (趨勢策略)

TP	TT	RR	WR	O	ML	MDD	MAR	SQN
32,095	48	32.10%	79.17%	1.25	-998	-2,751	11.67	3.71



總報酬率 32.10%

勝率 79.17%

反映模型選擇進出時機的極高精確性
也突顯了加密貨幣市場波動性大的特點下
模型依舊能保持著精確的進出場時機

最大損失 -998

顯示了模型在極端市場條件下
依然能保持良好的資金管理

管理資金比例 11.67

反映了在面對高風險的情況下仍能實現高額回報

SQN指標 3.71

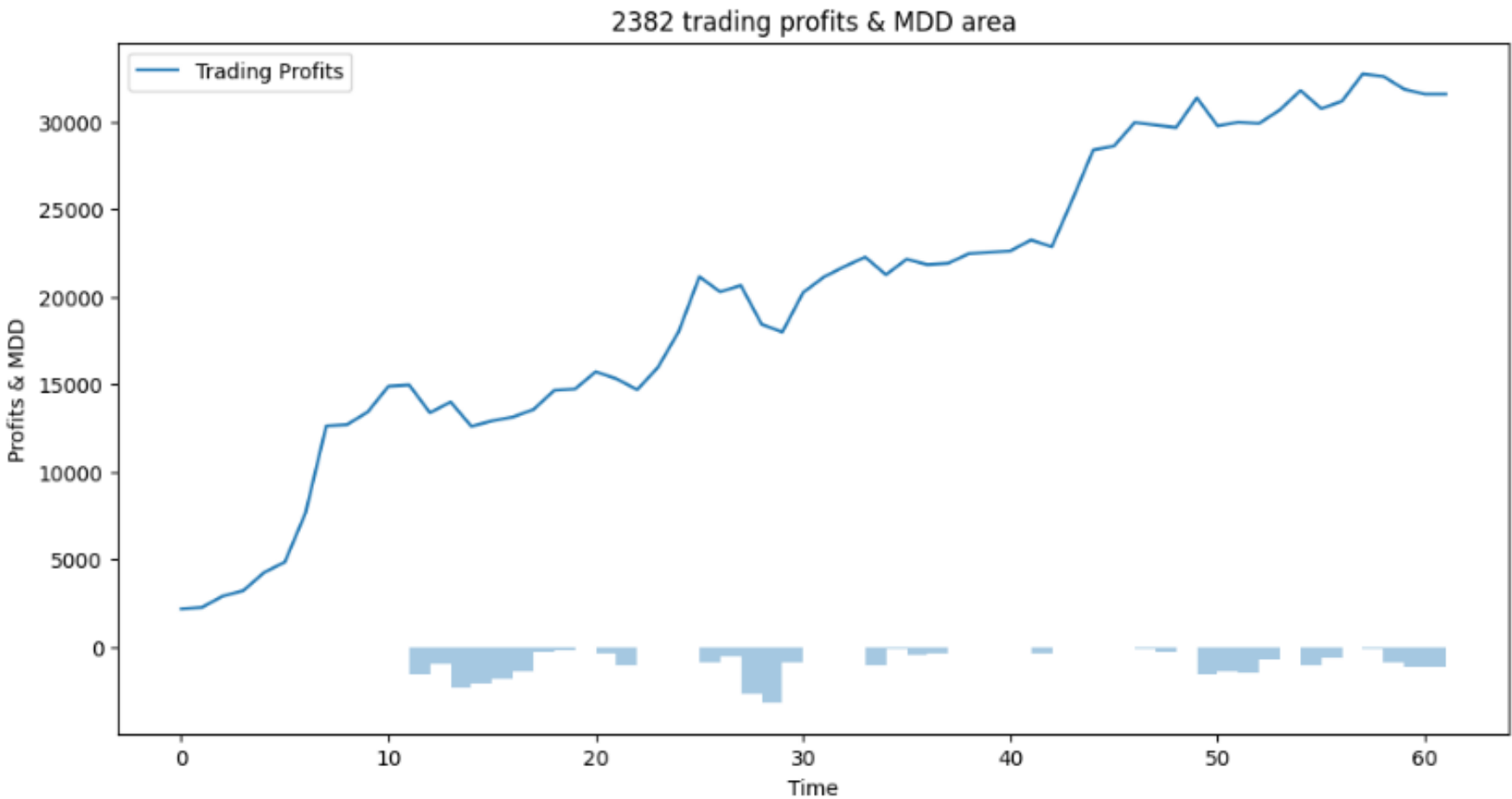
證明該模型在比特幣市場中的穩定性和盈利性

04 研究結果與討論

量化分析指標 | 學習趨勢策略的結果 | 學習迴歸策略的結果 | 不同模型交易能力比較結果

2382廣達 (迴歸策略)

TP	TT	RR	WR	O	ML	MDD	MAR	SQN
31,557	62	31.56%	69.35%	1.48	-2,214	-3,162	9.98	3.26



總報酬率31.56%

勝率69.35%

在勝率方面，與趨勢策略的結果無太大差異
依然維持著高勝率的水準

最大損失-2,214

相比於趨勢策略，風險稍微增加
但獲利能力卻是大幅上升

MAR指標9.98

SQN指標3.26

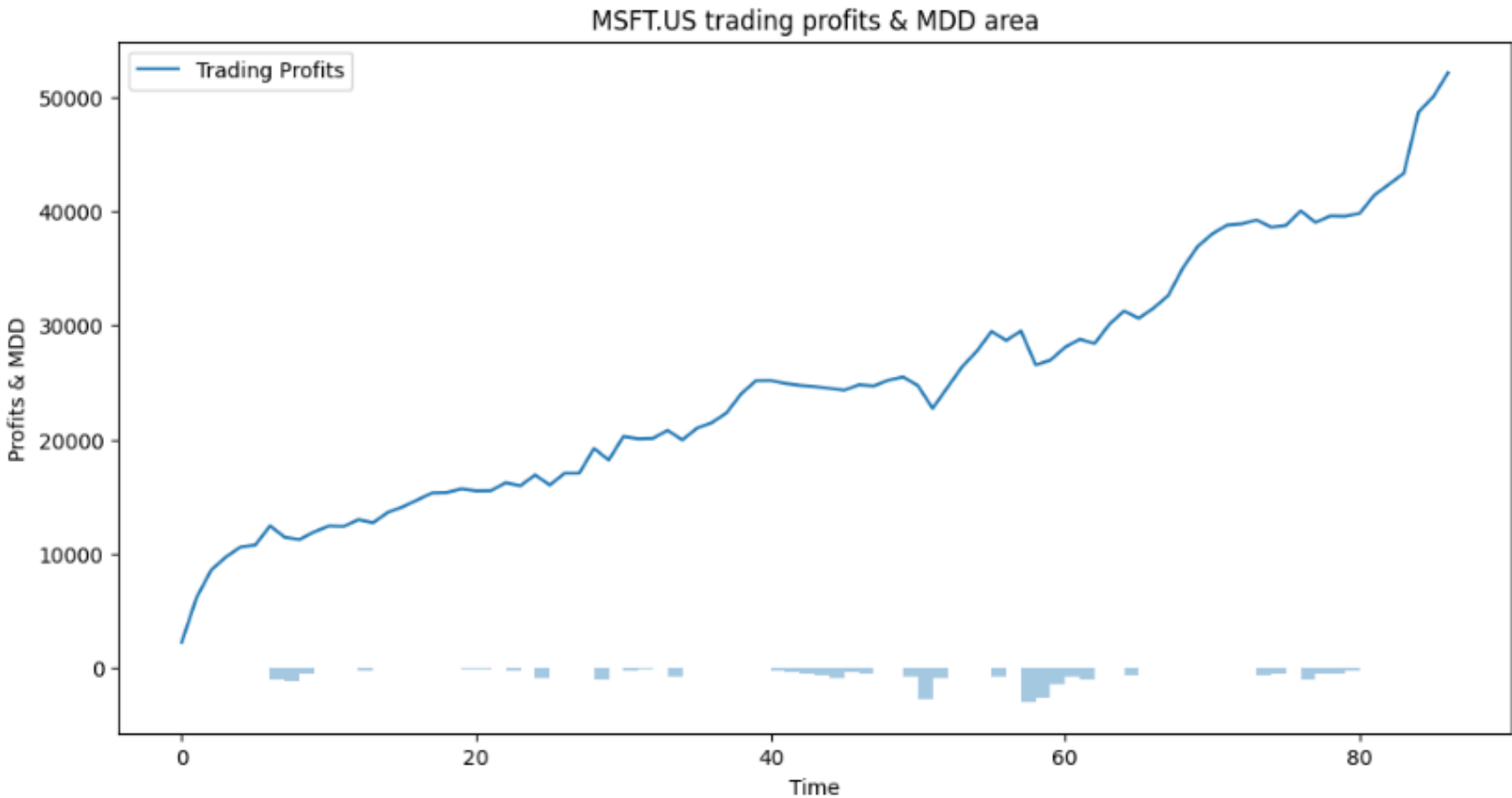
交易系統有著良好的獲利性及穩定性
並且交易能力遠大於使用趨勢策略的模型

04 研究結果與討論

量化分析指標 | 學習趨勢策略的結果 | **學習迴歸策略的結果** | 不同模型交易能力比較結果

MSFT微軟 (迴歸策略)

TP	TT	RR	WR	O	ML	MDD	MAR	SQN
52,118	87	52.12%	70.11%	1.90	-2,970	-2,970	17.54	4.87



總報酬率52.15%

勝率70.11%

最大損失-2,970

MAR指標17.54

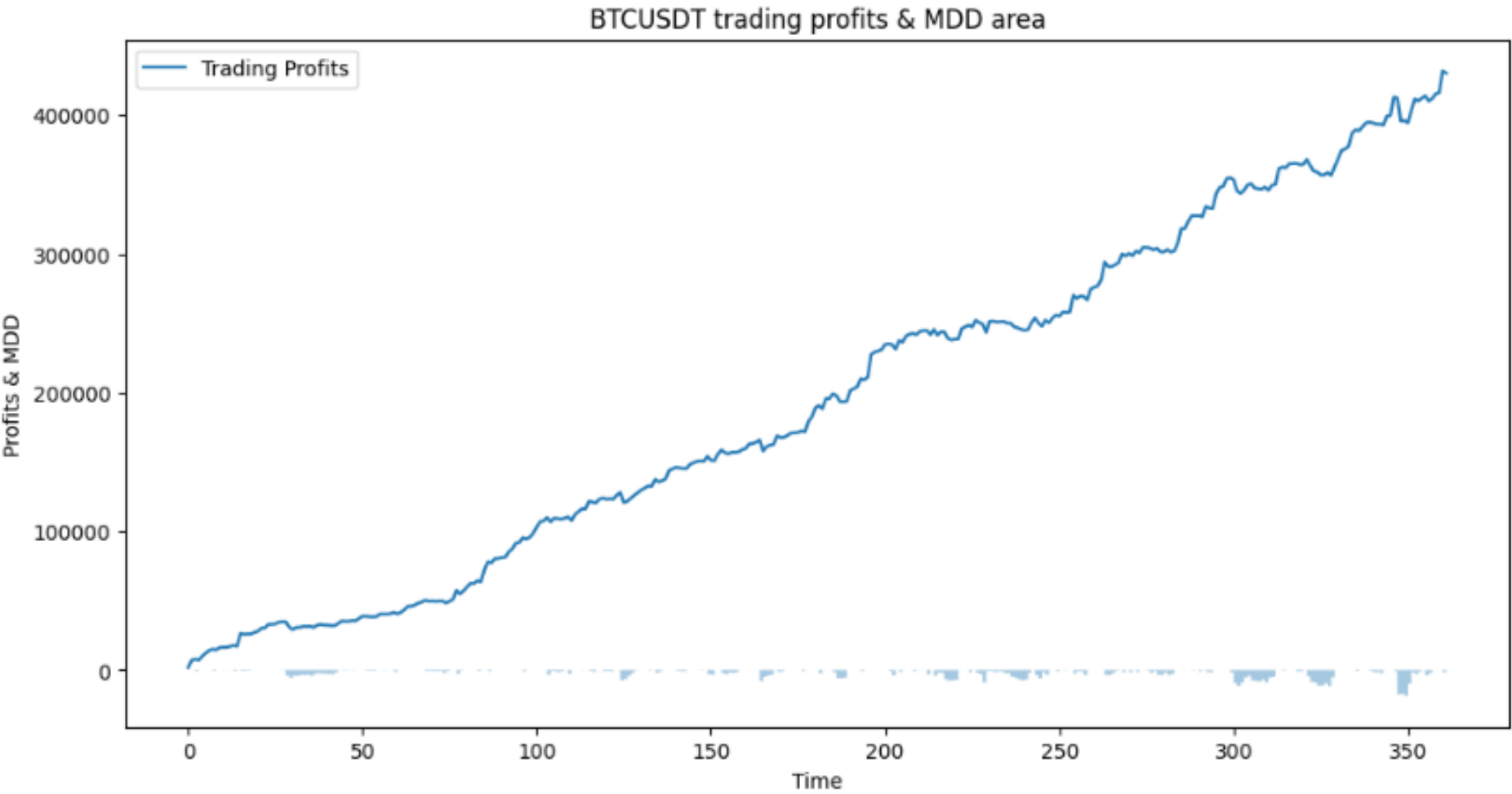
SQN指標4.87

04 研究結果與討論

量化分析指標 | 學習趨勢策略的結果 | 學習迴歸策略的結果 | 不同模型交易能力比較結果

BTC比特幣 (迴歸策略)

TP	TT	RR	WR	O	ML	MDD	MAR	SQN
430,315	362	430.31%	65.47%	1.73	-16,585	-18,508	23.25	6.89



總報酬率
本金翻4倍

430.31%

勝率

65.47%

最大損失

-16,585

MAR指標

23.25

SQN指標

6.89

學習迴歸策略的模型，於趨勢策略，有著更卓越的交易能力相較

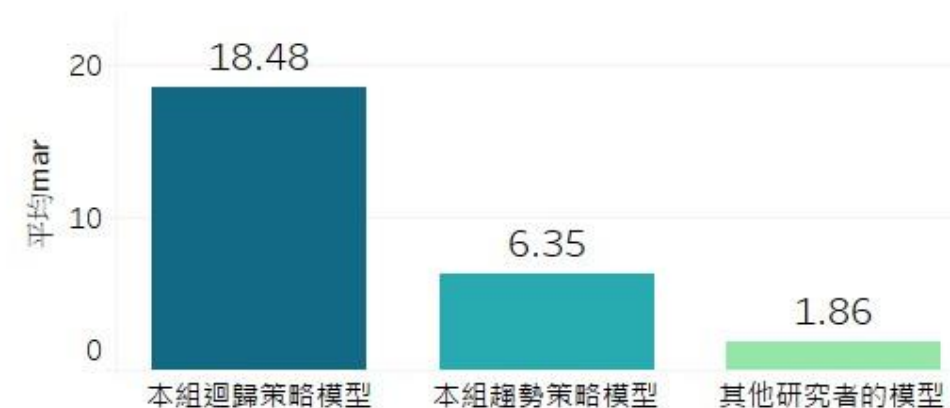
04 研究結果與討論

量化分析指標 | 學習趨勢策略的結果 | 學習迴歸策略的結果 | 不同模型交易能力比較結果

平均收益比較



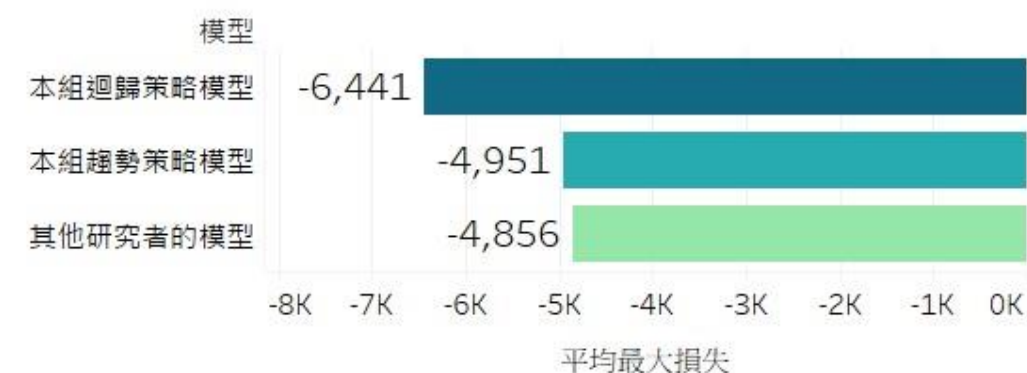
平均MAR



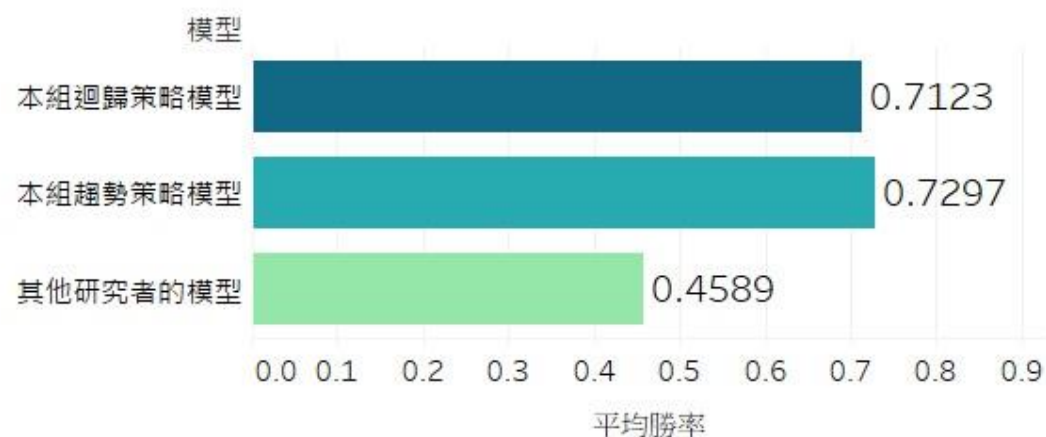
平均最大回撤



平均最大損失



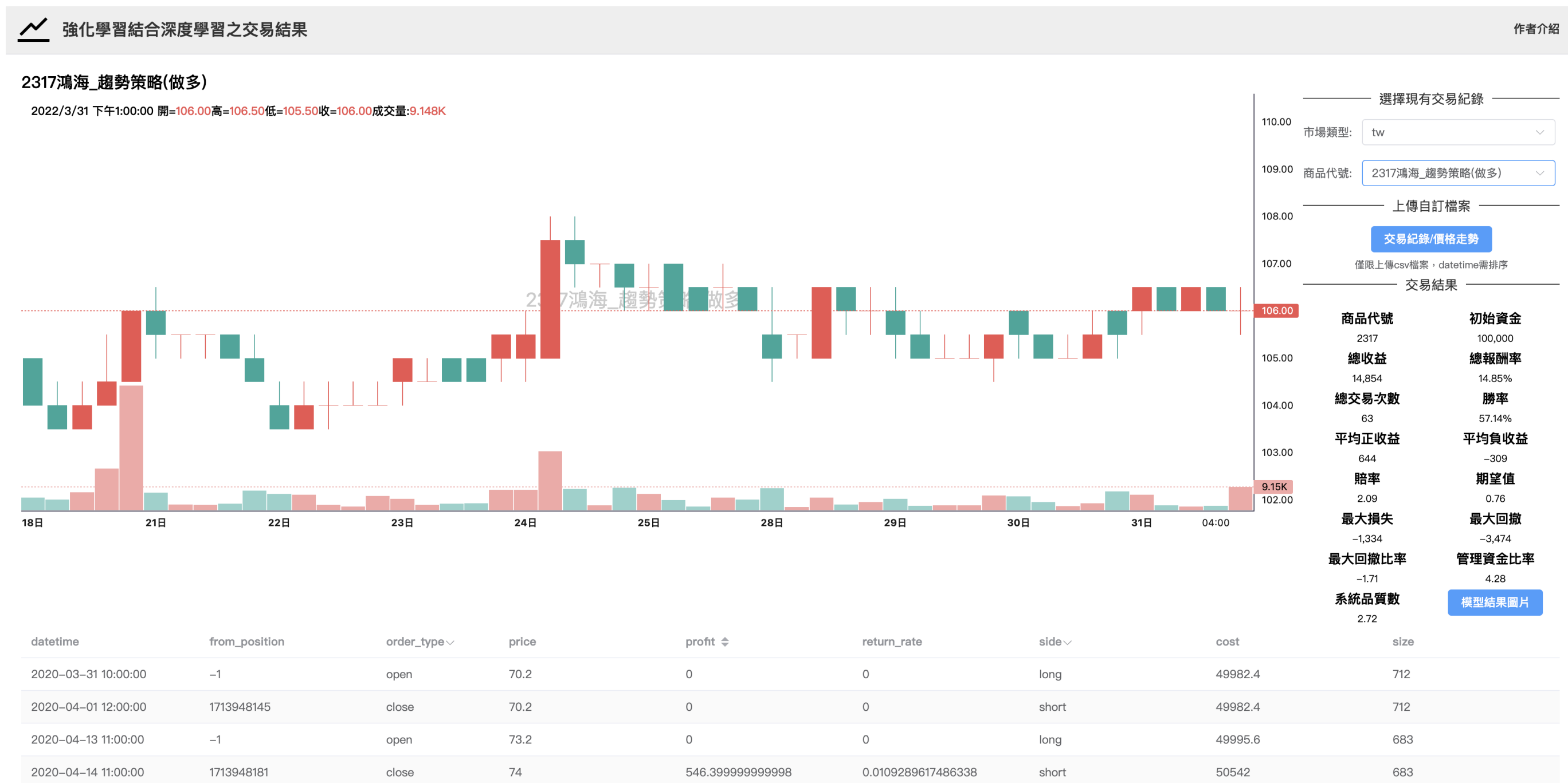
平均最大損失



平均總報酬率



04 研究結果與討論



<https://itinglai.github.io/StockRecordsChart/#/>

網頁展示

04 研究結果與討論

透過上述呈現的結果，我們觀察到模型在不同市場之間表現的差異
我們的模型不僅在短線交易的**報酬率上表現卓越**
也在**波動性較高的市場環境**中保持了**高勝率**和**優秀的資金管理能力**
另外，針對本研究涉及的每一個商品的詳細結果，我們已將之整理於網頁中



SECTION 5

結論

05 結論

模型交易能力的提升

- 使用DQN模型，進行短線交易的決策顯著提升了短線投機交易策略
盈利能力與風險管理

技術指標的有效應用

- 通過九種技術指標的使用
增強模型預測市場價格的準確性
進一步強化策略的可靠性和穩定性

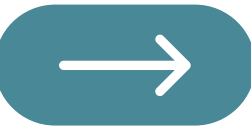
交易決策的自動化

- 透過深度學習的強化學習能力
學習交易策略和提取有效的交易信號
- 模型自我調整交易決策，提升交易能力

市場適應性和穩定性

- 模型在台股、美股和加密貨幣市場的適應與穩定性良好
- 在使用迴歸策略與趨勢策略比較中，迴歸策略在多個指標上有更好的獲利性和穩定性，並且交易能力遠優於使用趨勢策略

相較於其他研究，我們的模型具有顯著的獲利性和風險管理能力
證明了本研究在金融市場的應用價值



報告結束，感謝您的聆聽

The Application of Deep Learning in Models of Financial Market

指導教授

楊達立

班級

四資管三優

組員

41041209 張惇穎

41041213 蔡昀真

41041223 黃柏浚

41041226 賴益廷

May 2024