

郵箱模擬與 最佳化策略

組別：政AI撈郵水
指導教授：莊皓鈞



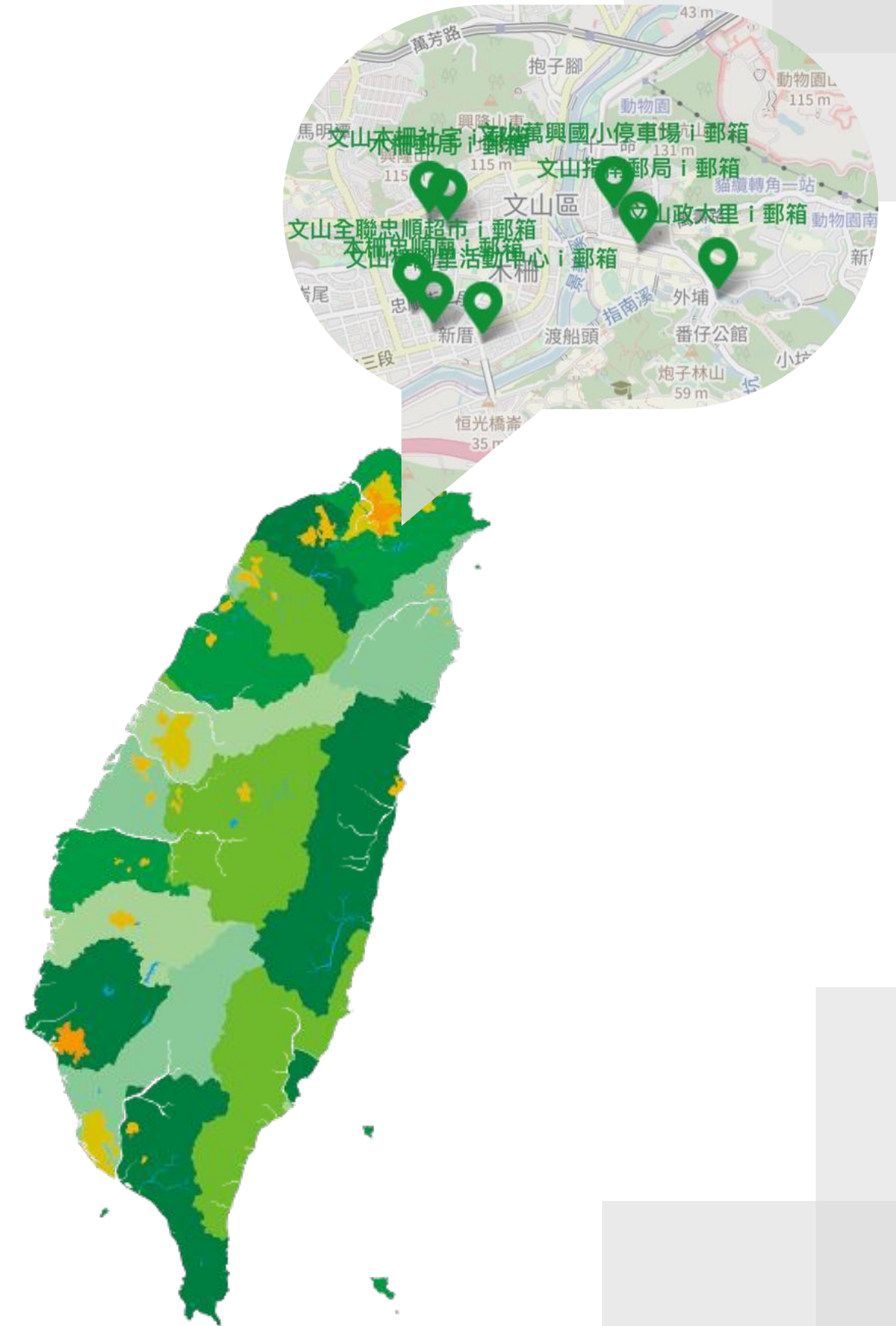
目錄

- 01 摘要
- 02 創新解方實用性
- 03 大數據分析選用理論架構模型與
數據可視覺化表現
- 04 大數據分析預測效益與可行性

01 摘要

透過資料進行電腦模擬，於高透明性和可控性下，提供
i 郵箱儲格配置的**決策支援**策略。

基於提高儲格的使用效率，減少閒置情況的目標下，我們
模擬了不同儲格數量下總體 i 郵箱的機會成本。



02 創新解方實用性

數據收集與清理

整理 i 郵箱資料

- 引入郵箱資訊/貨態資料
- 篩出指南分局資料
- 整備模擬所需欄位

儲格利用率分析

計算閒置率/利用率分佈

寄件需求分布
時間段需求

決策模擬

使用蒙地卡羅模擬技術，
測試不同儲格配置策略的效用

決策優化

基於模擬結果，提出優化建議，
最終達成配置最佳化和收益提升

03 大數據分析選用理論架構模型與數據可視覺化表現：

分析背景與目標

- **起點選擇**：基於全台多個 i 郵箱的使用情況，我們從校園周邊著手，選擇政大附近的文山指南郵局作為分析範例。
- **分析目標**：以單一郵局 i 郵箱的數據分析為基礎，拓展至全體郵局 i 郵箱，尋找最佳化配置儲格策略。

分析重點：

- 計算 利用率 (Utilization Rate) 與 閒置率 (Idle Rate)
- 掌握儲格配置需求，優化儲格配置。



03 大數據分析選用理論架構模型與數據可視覺化表現：

- 資料整理與初步分析
 - 提取文山指南郵局(100171)數據
 - 取件標記0, 寄件標記1
 - 加入時間因素, 分析使用頻率

	箱體ID	儲格ID	快遞狀態	資料建立日期時間	放(1)/取(0)	儲格尺寸	箱到宅價錢(元)	箱到箱價錢(元)	建立星期	日類型	時間區間
1143	1779	2	20	2022-01-01 10:27:11.990	1.0	小方格	60	55	Saturday	假日	早上
1714	1779	2	80	2022-01-01 12:32:50.300	0.0	小方格	60	55	Saturday	假日	下午
2054	2621	15	20	2022-01-01 13:51:49.220	1.0	中格	65	60	Saturday	假日	下午
2912	1779	5	20	2022-01-01 16:43:39.830	1.0	中格	65	60	Saturday	假日	下午
3037	2233	36	80	2022-01-01 17:20:29.840	0.0	中格	65	60	Saturday	假日	下午
...
9511155	2621	28	30	2022-12-30 22:19:51.250	1.0	大格	70	60	Friday	平日	晚上
9512436	2233	20	80	2022-12-31 09:19:54.530	0.0	小方格	60	55	Saturday	假日	早上
9515516	2621	16	20	2022-12-31 16:34:31.740	1.0	中格	65	60	Saturday	假日	下午
9515836	2621	16	80	2022-12-31 17:30:31.300	0.0	中格	65	60	Saturday	假日	下午
9516045	2621	38	80	2022-12-31 18:03:15.920	0.0	大格	70	60	Saturday	假日	晚上

資料清洗後表格

03

大數據分析選用理論架構模型與數據可視化表現

儲格使用頻率差異觀察 —— 以分析指南郵局 Box_ID 1779 為例：

- 深藍色表示儲格一天使用時間較長
- 淺黃色表示一天當中空置時間多



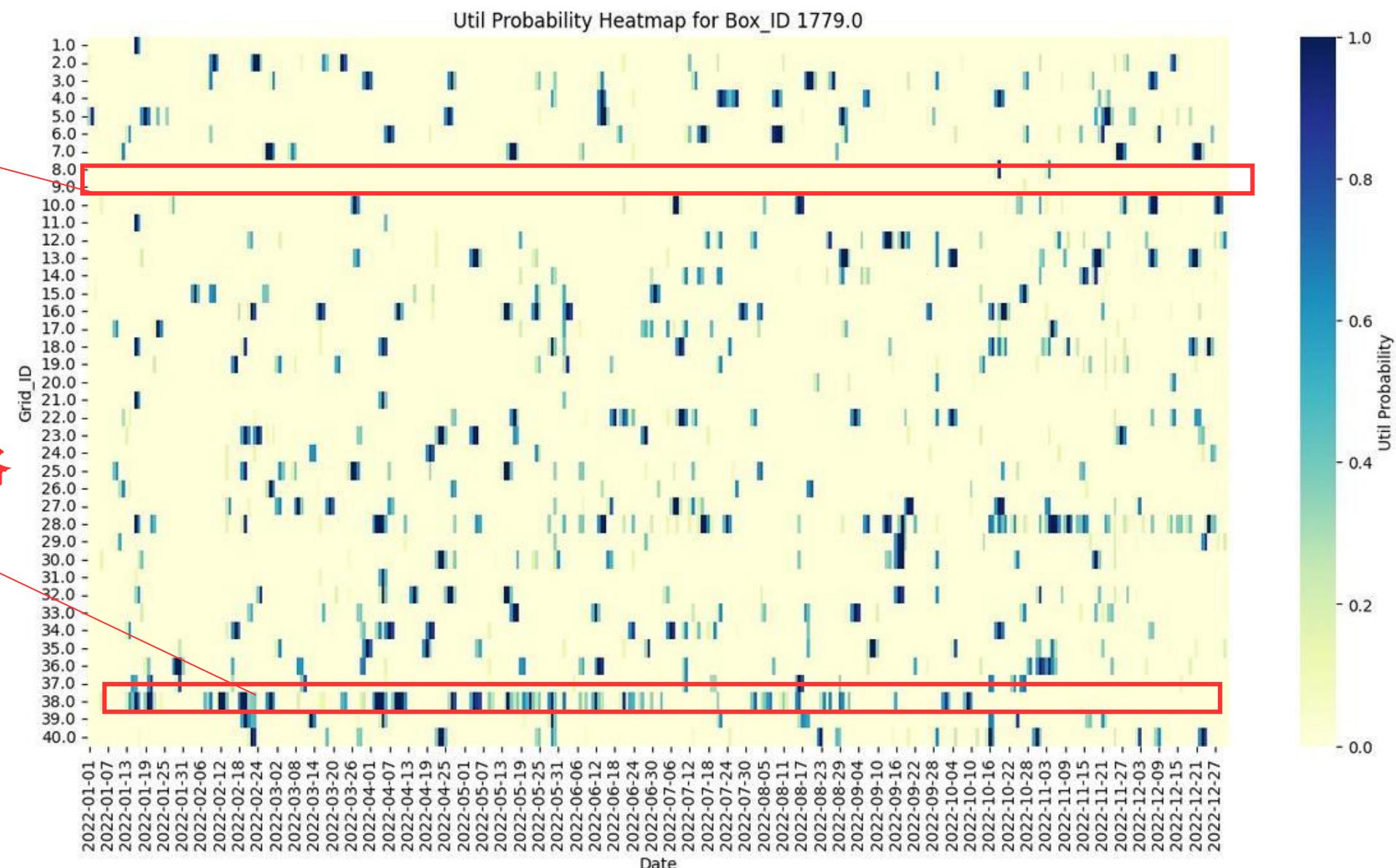
儲格利用率低
有大量閒置空箱

$$\text{利用率} = \frac{\text{一天當中使用中的時間}}{\text{一天的總時間}}$$

(以秒為單位)

總是閒置的儲格

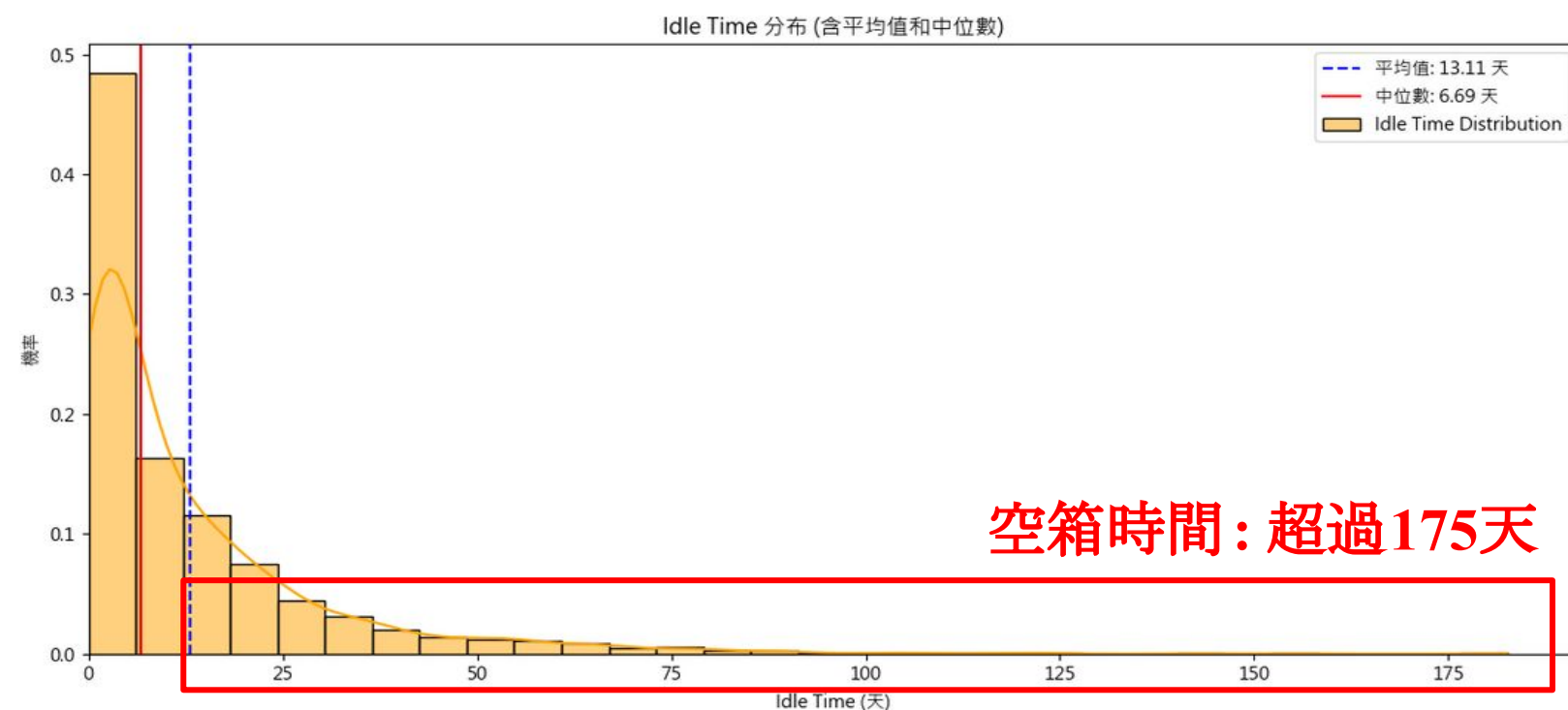
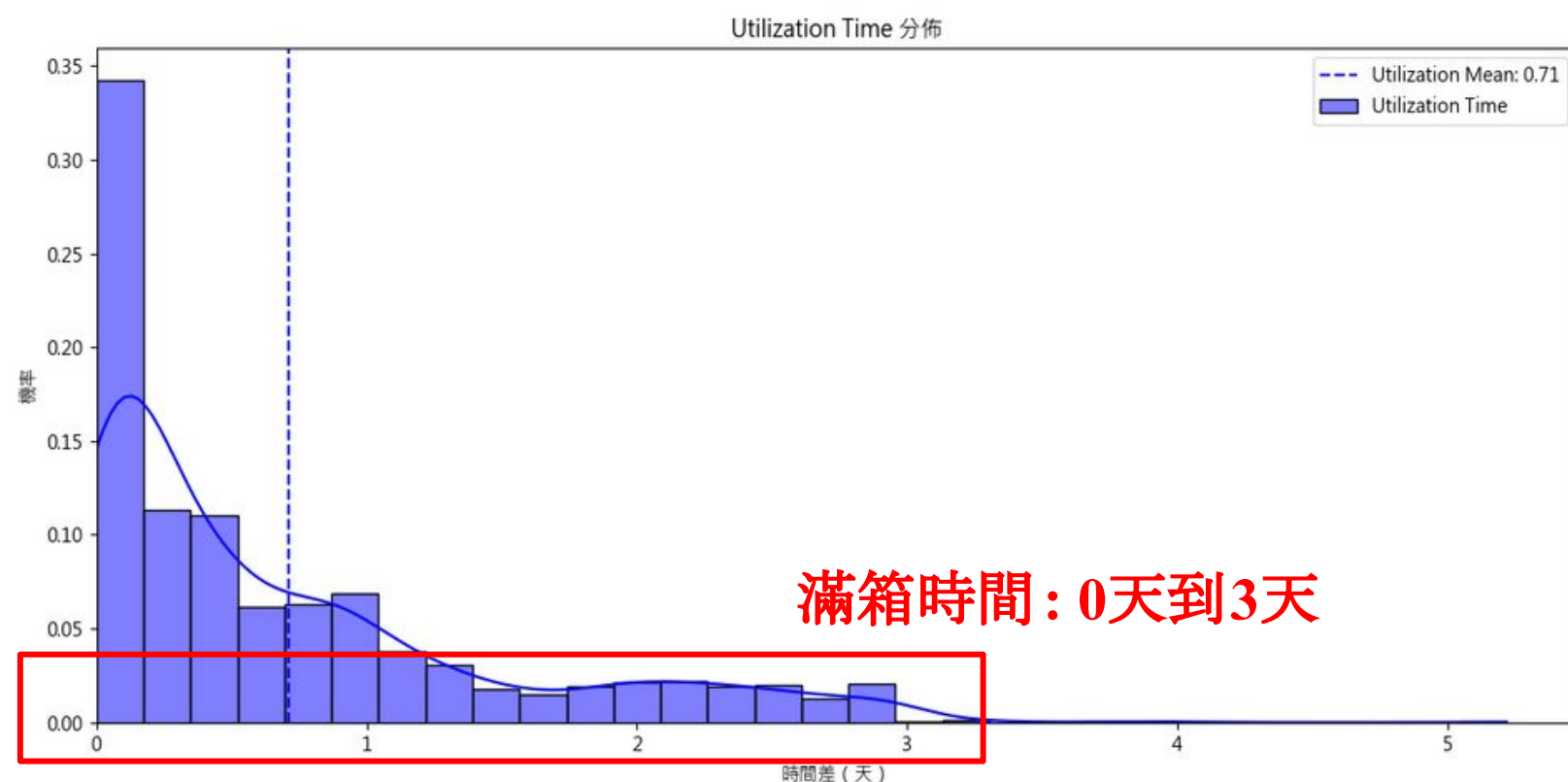
頻繁被使用的儲格



03

大數據分析選用理論架構模型與數據可視覺化表現

儲格利用率與閒置率分佈



利用率(Utilization Time Distribution)

某 i 郵箱的儲格從滿箱到空箱的間隔時間(1->0), 表示這段時間有人使用。註: 因為政策關係(最晚三天要取件), 因此利用率的分布由0天到3天。

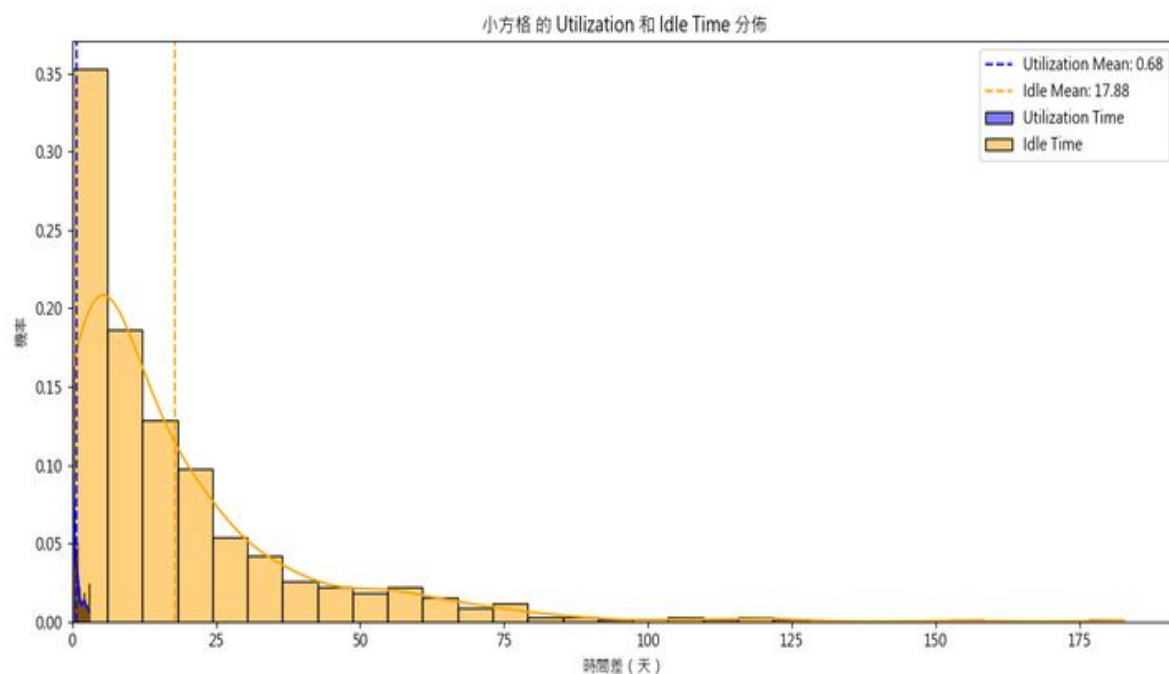
閒置率(Idle Time Distribution):

某 i 郵箱的儲格從空箱到滿箱的間隔時間(0->1), 表示這段時間沒有人使用, 以指南郵局三個i郵箱為例, 空箱時間可達半年(未使用, 小格)。

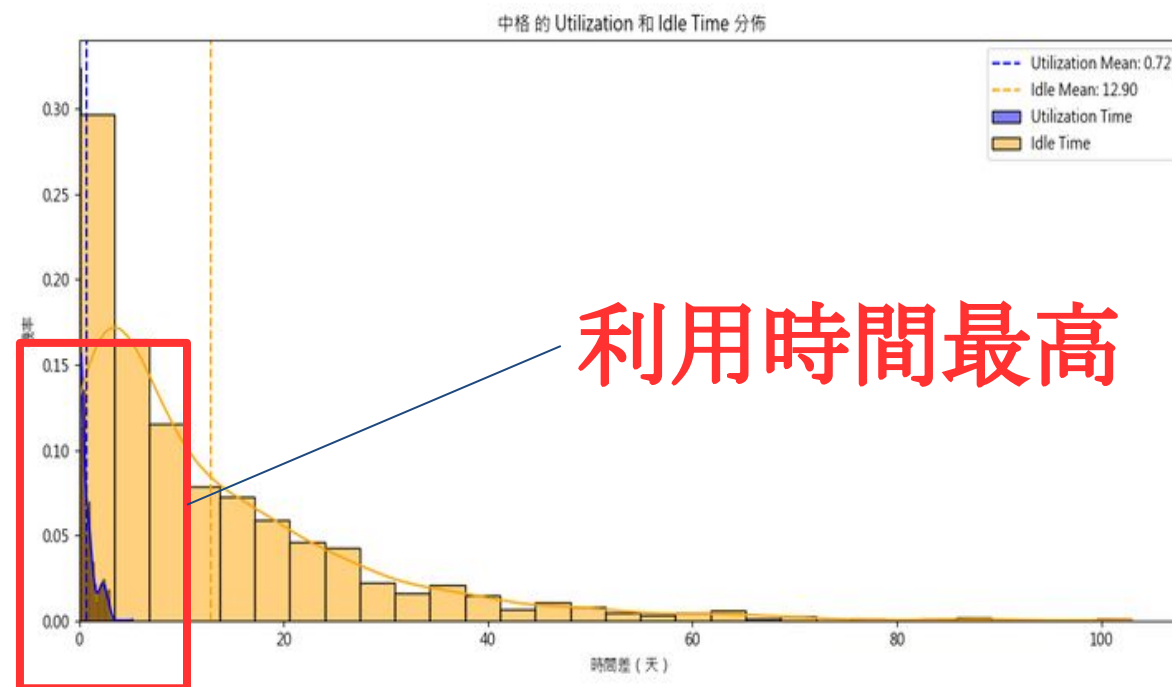
03

大數據分析選用理論架構模型與數據可視覺化表現

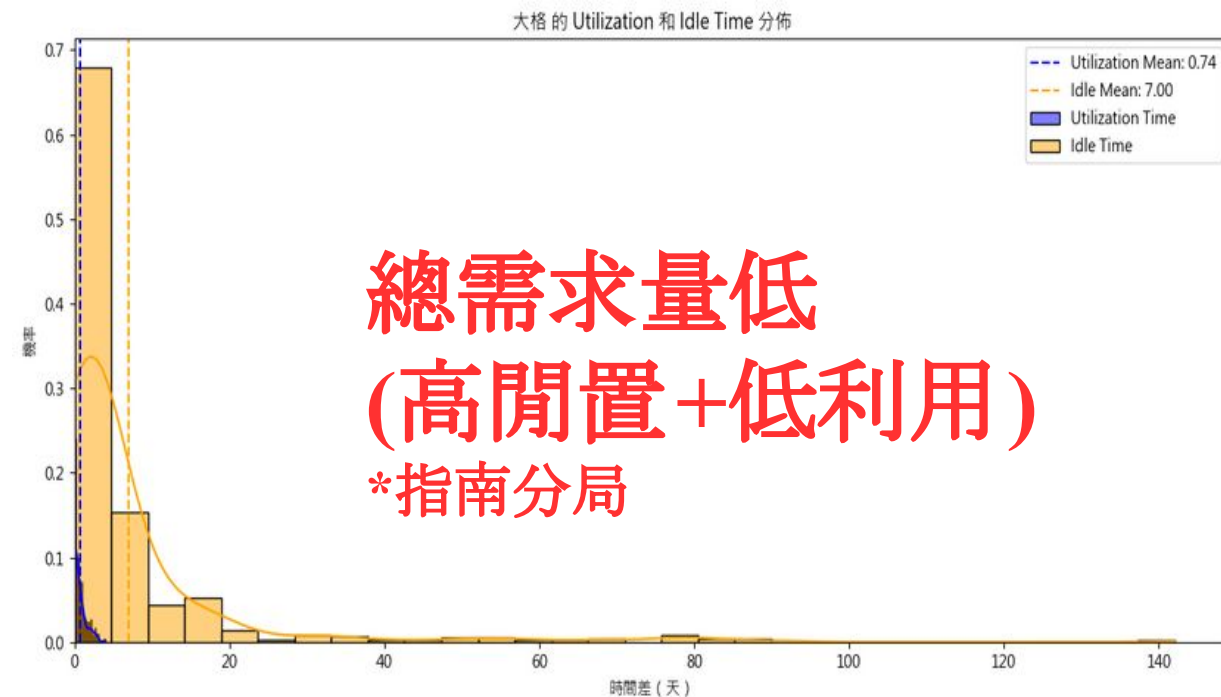
- 各儲格大小分析
- 小型儲格：閒置時間中，利用時間中，可能需求量大但未被充分使用。
- 中型儲格：閒置時間低，利用時間高，需求穩定。
- 大型儲格：閒置時間高，利用時間低，需求量低。



小方格的使用和閒置時間分佈



中格的使用和閒置時間分佈



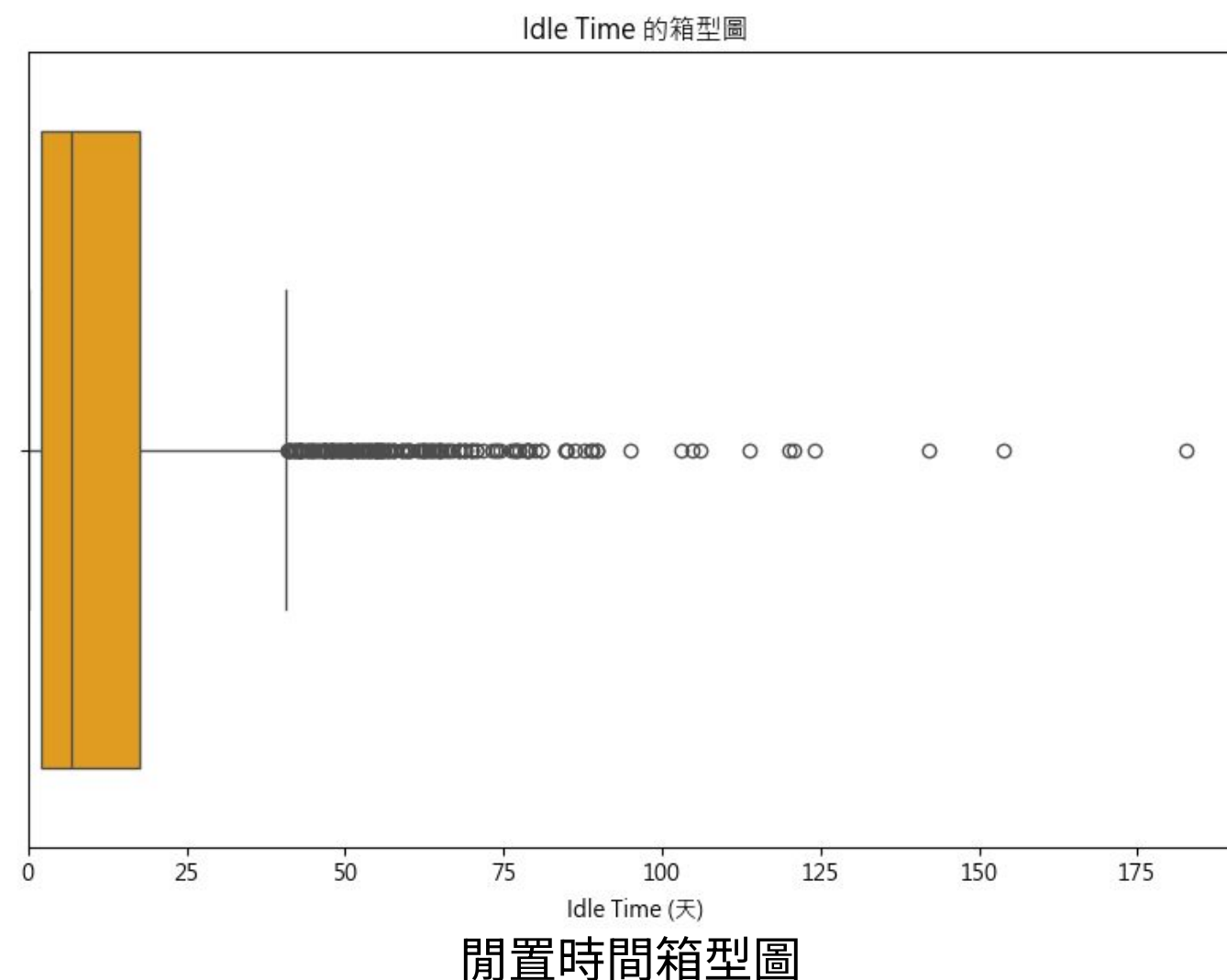
大格的使用和閒置時間分佈

03

大數據分析選用理論架構模型與數據可視覺化表現

- 儲格使用率

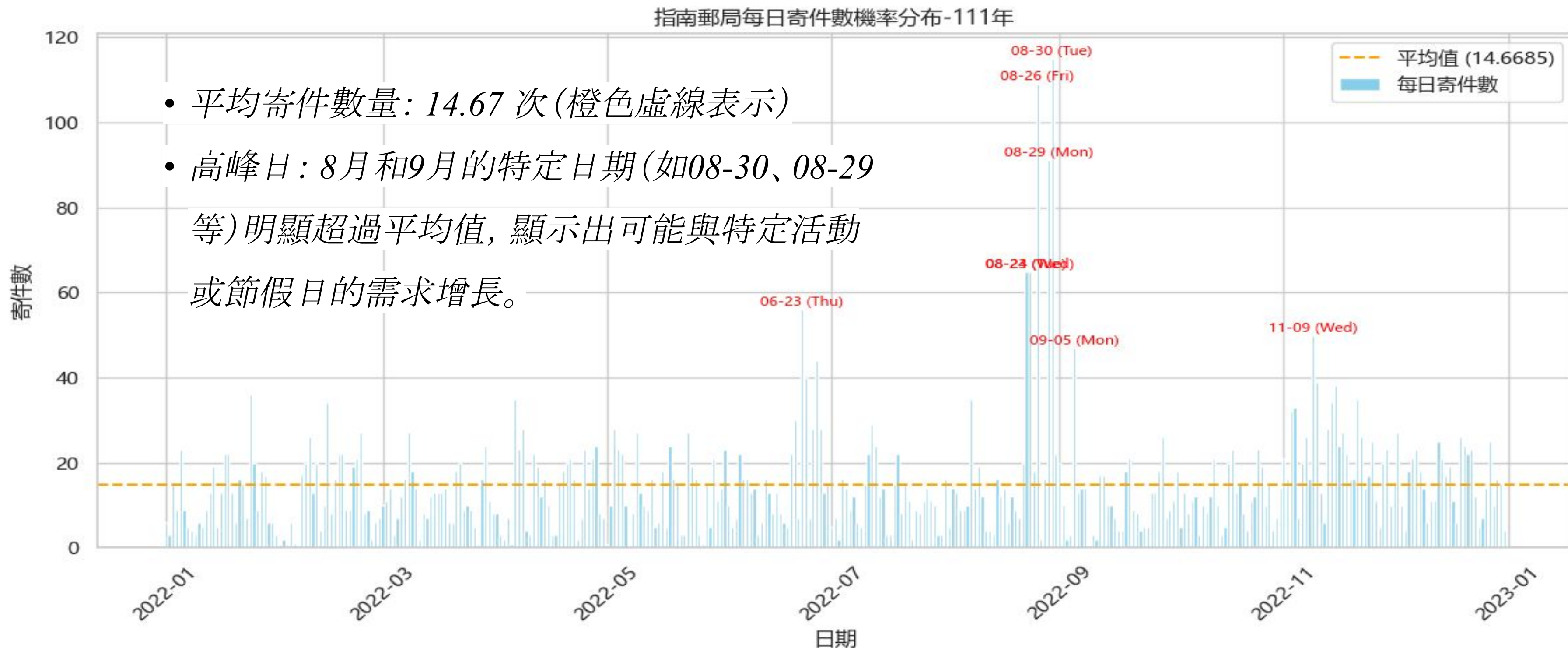
由閒置時間箱型圖可以看出需求的穩定性，長鬚和離群值表示需求不穩及部分儲格的低使用率



03

大數據分析選用理論架構模型與數據可視化表現

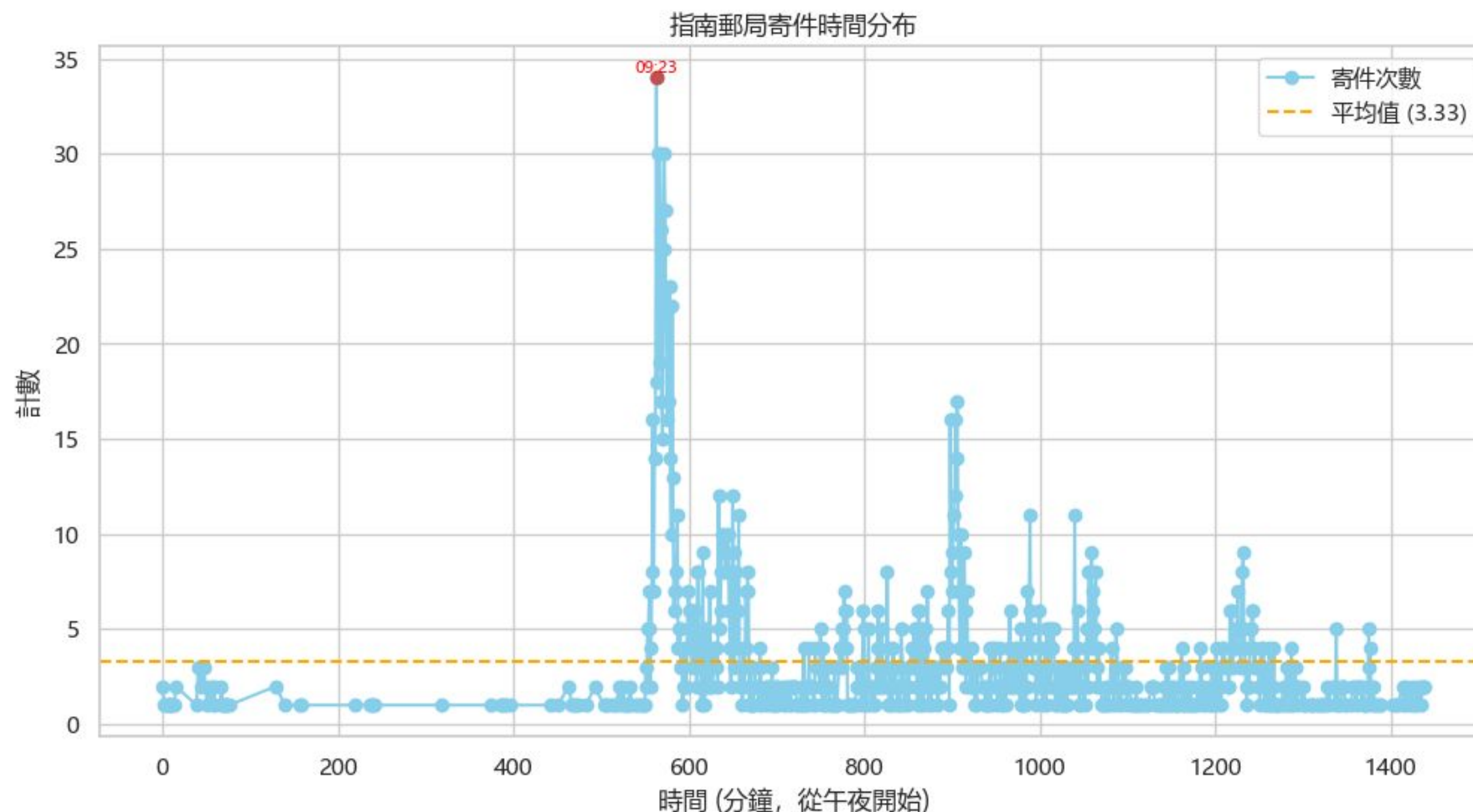
- 每日寄件數量分布 (111年)



03

大數據分析選用理論架構模型與數據可視化表現

- 一天內寄件時間分布
- 高峰時段：集中於上午約 09:23，顯示此時間段的寄件需求最旺盛。
- 平均寄件數量：3.33 次 (橙色虛線表示)，高於平均線的點為需求較高的時間點。



03 大數據分析選用理論架構模型與數據可視覺化表現

1

模擬當日
儲格的狀態
(空或滿)

2

模擬當天的
寄件需求量

3

計算目標函數
(模擬不同儲格數量 1000次)
目標函數 = (成功寄件次數 × price)
– (失敗寄件次數 × price)
– $\left(\text{cost} = \begin{cases} \text{idle_cost} & \text{if 當天寄件需求} = 0 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \right)$

4

將目標函數設為 y
 y 軸, 郵箱數量設為 x
 x 軸, 繪製目標函數的
變化趨勢圖

03 大數據分析選用理論架構模型與數據可視覺化表現

模擬步驟

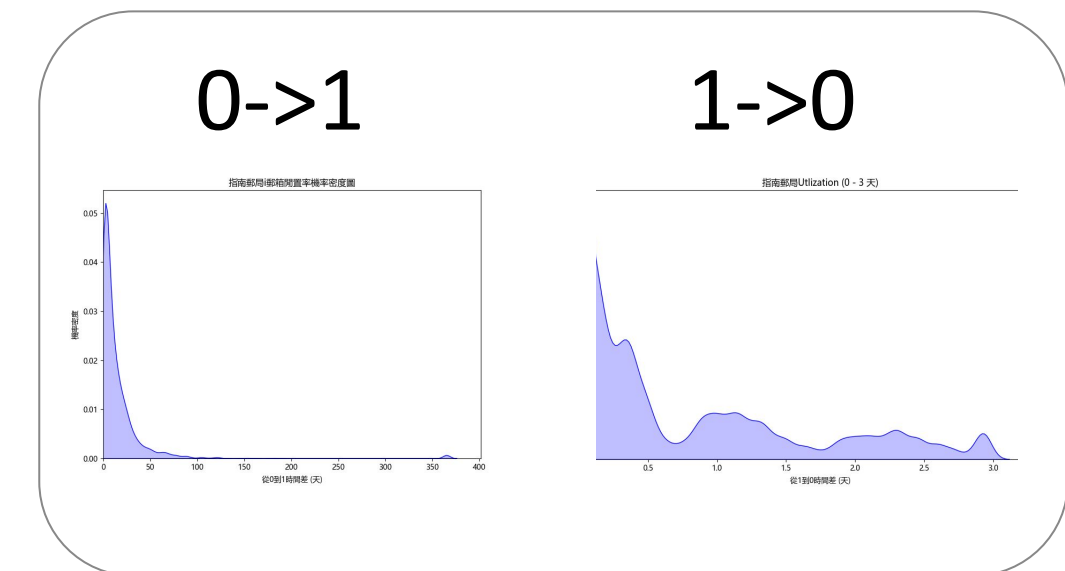
模擬儲格狀態：

使用過去資料計算出儲格一天中的初始狀態：

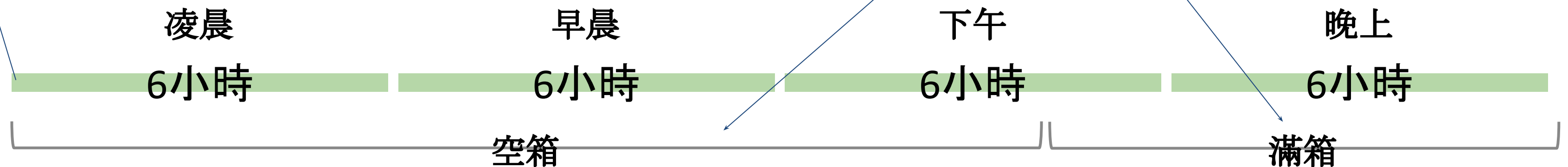
儲格每日的初始狀態(凌晨00:00:00.000)的機率

- 狀態 0 (空)的機率: 0.9594
- 狀態 1 (滿)的機率: 0.0406

共四組分布做抽樣

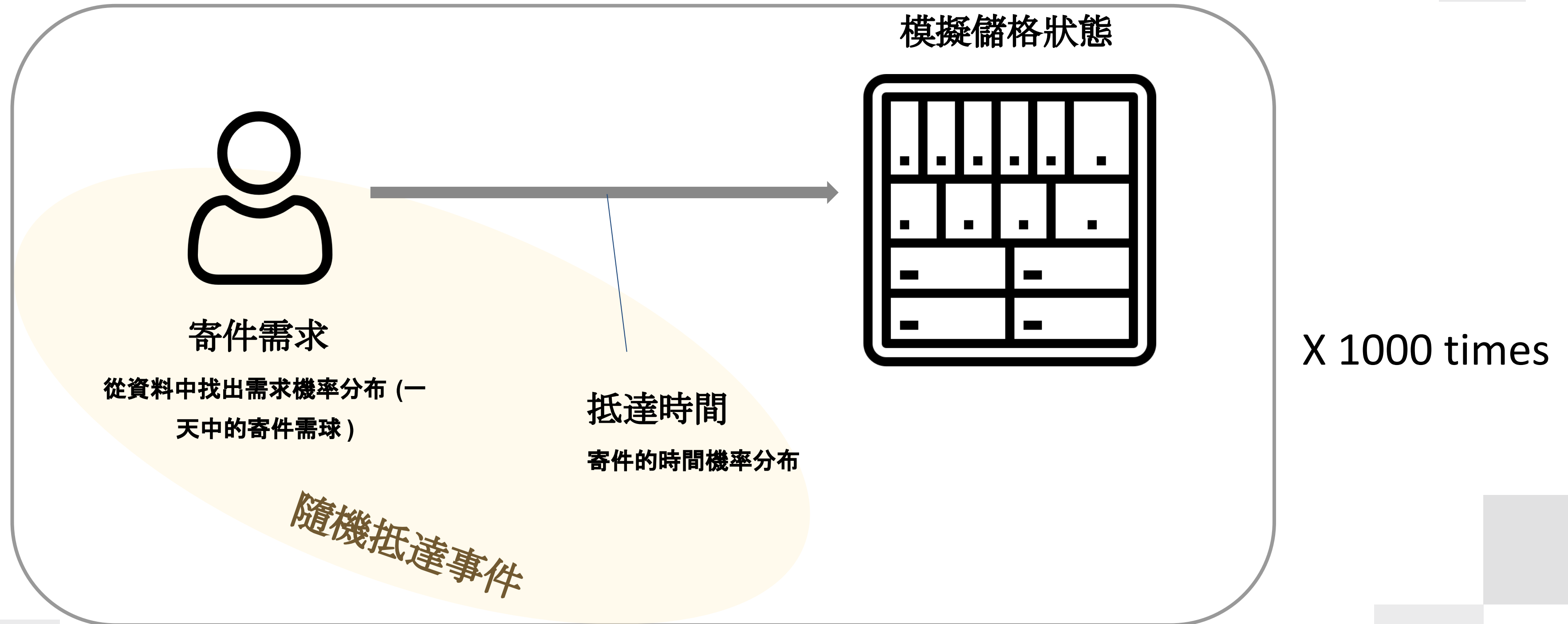


初始狀態 (0/1)



將一天分成四個時段，每個時段透過各自的兩組機率分布（ 0到1和1到0的機率分布）模擬儲格的變化，讓儲格的使用情況隨時間推移而波動，使模擬更接近真實生活的動態使用模式。

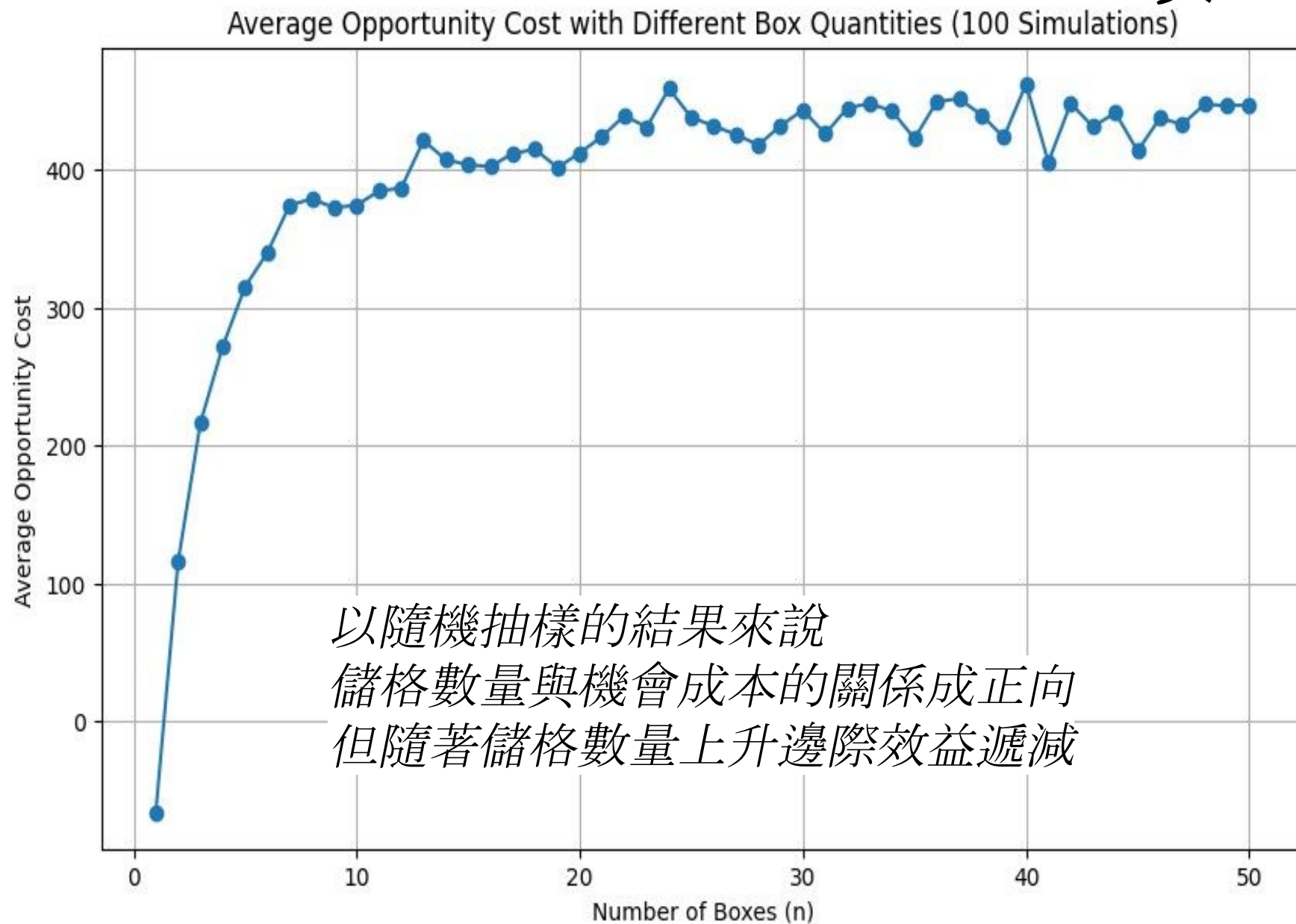
03 大數據分析選用理論架構模型與數據可視覺化表現



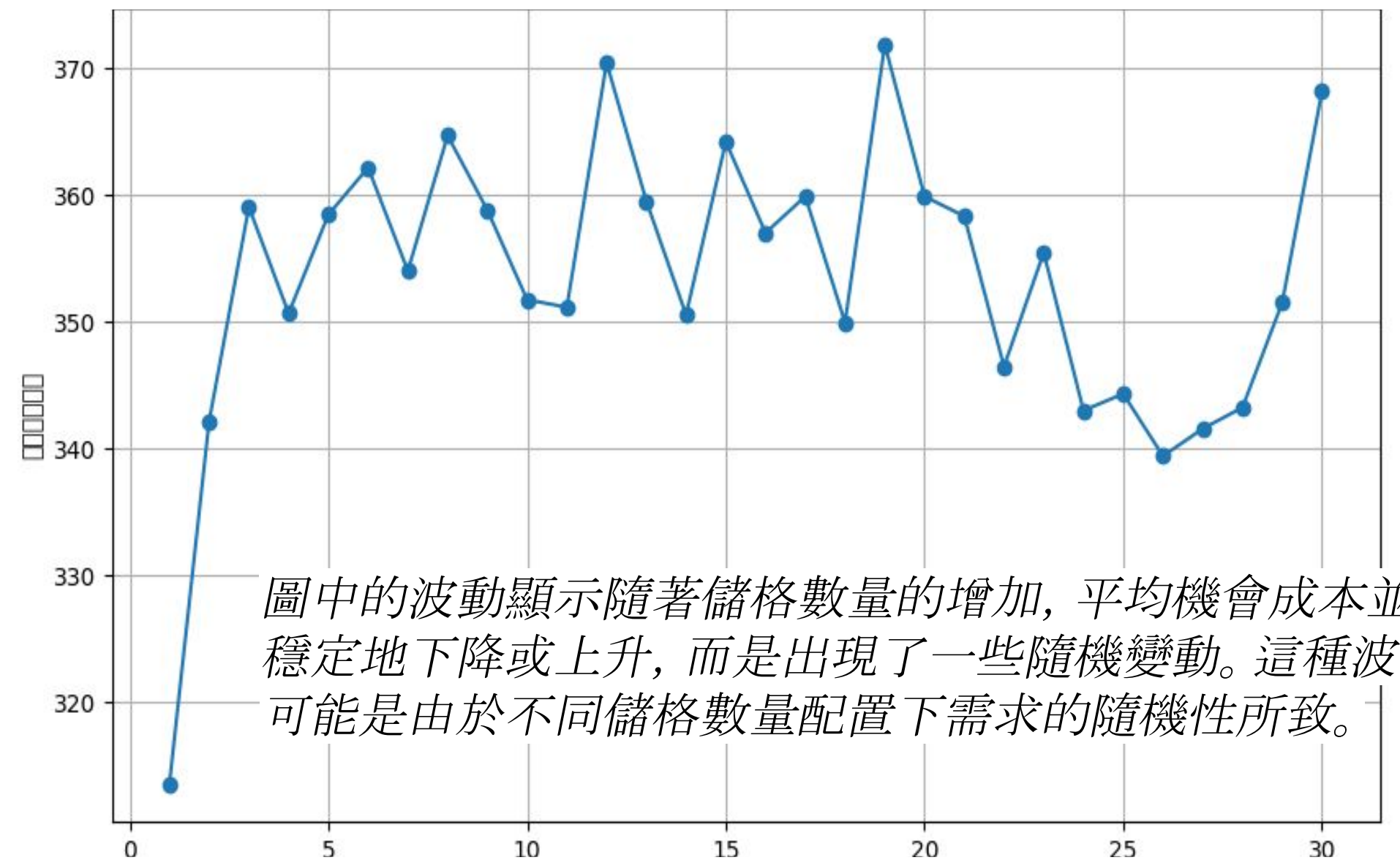
03 大數據分析選用理論架構模型與數據可視覺化表現

• 模擬結果

X 1000 次



X 100 次



x 軸為儲格數量

y 軸為目標函數： $(成功次數 \times 價格) - (失敗次數 \times 價格) - \{閒置成本, 0, 若 當天需求數 = 0\}$ 若 當天需求數 > 0

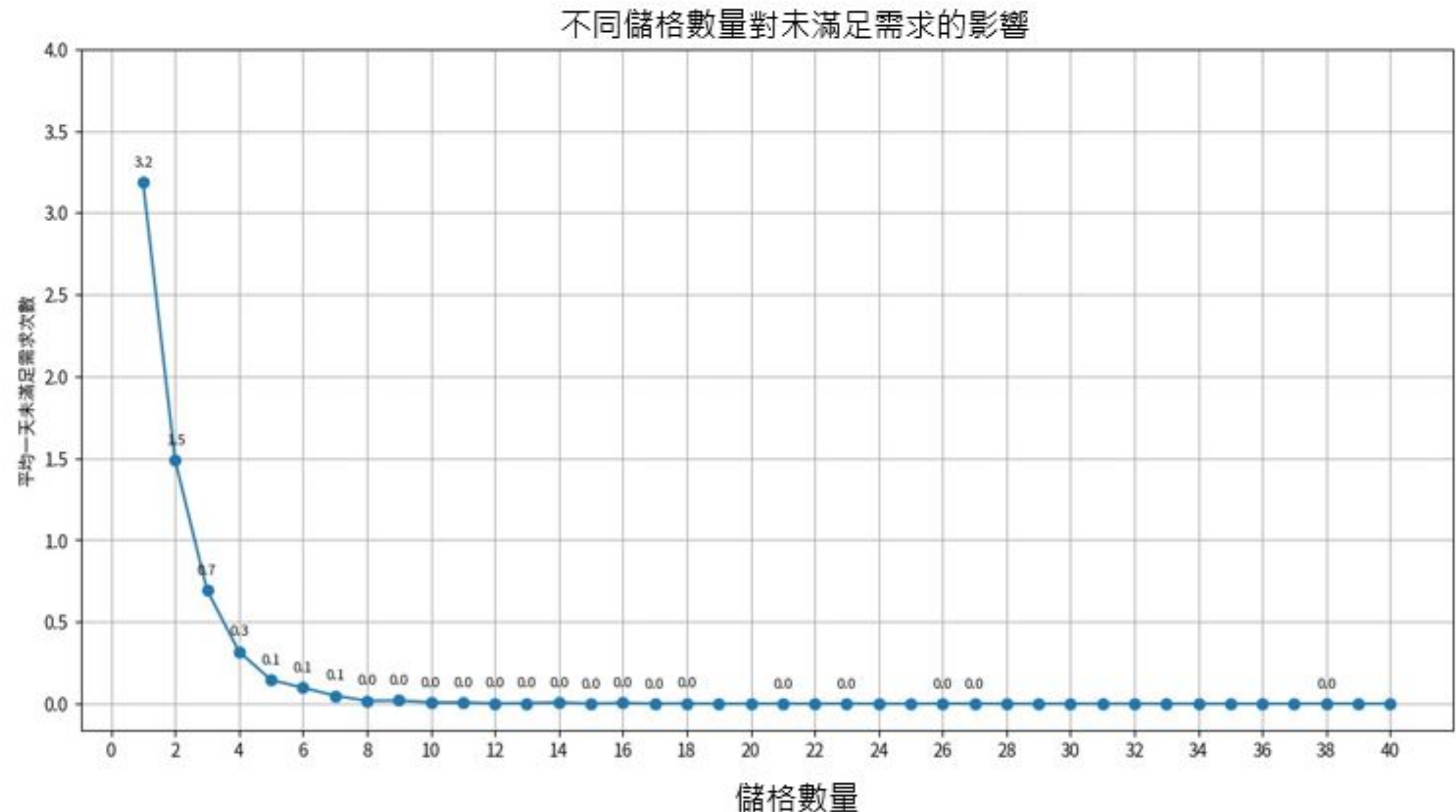
03 大數據分析選用理論架構模型與數據可視覺化表現

- 模擬結果

當儲格數量增加時，未被滿足的需求次數會減少，直到某個點後，增加儲格的數量對需求的滿足情況已經幫助不大。



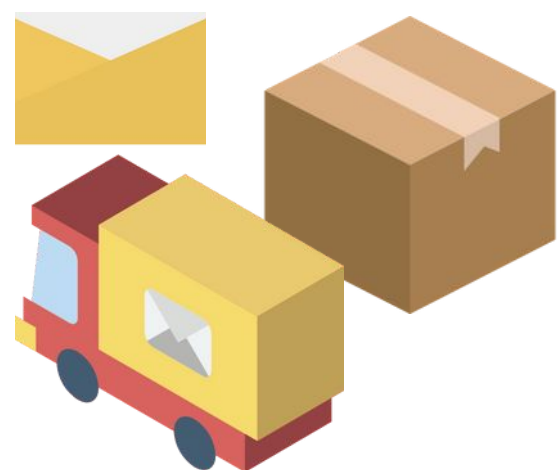
不同儲格數量下
Unsatisfied率
(放不下的次數)





可行性

此模擬易於運用歷史數據進行調整，且可以通過較小範圍的試點測試來驗證模擬結果的準確性。因為模擬不需要實際建造或改造儲格，郵局只需根據數據結果來做出儲格配置的策略，降低了試錯成本並提升了配置的靈活性。



可擴展性

可以靈活應用於其他場景和資源配置決策中

1. 運輸路線班次最佳化
2. 最佳投遞區段或人力規劃
3. i 郵箱佈點選址策略結合

i 郵箱佈點選址策略結合

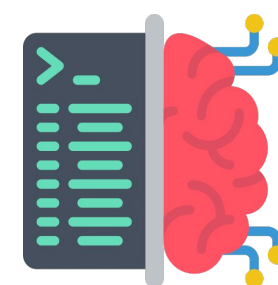
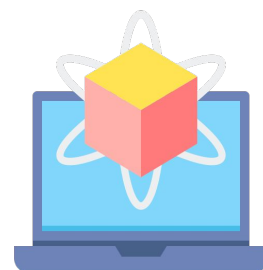


透過模擬需求量的地區分佈，再結合 i 郵箱的實際佈點策略，郵局可以將資源更精確地分配到需求旺盛的區域。

例如，需求固定但頻率密集的商業區可以增加少格數的 i 郵箱但提昇佈點密度，而需求變動大的住宅區，則可增加多格數的 i 郵箱於一點，以滿足該區域內的寄件需求。

在有充足時間的情況下，我們會使用機器學習模型進行經緯度預測，將選址策略結合儲格數量，確保佈點更符合實際需求。

大數據分析預測效益與可行性



特性	電腦模擬	機器學習	數據視覺化
數據要求	✔ 數據量足夠即可	高度依賴數據的量和品質	✔ 數據量足夠即可
結果表現	✔ 可模擬不存在情況 (e.g. 只有一格的 i 郵箱)	生成預測或分類結果	圖表展示
預測/擴展數據	✔ 可生成預測 可評估效果	✔ 可預測 可評估模型效果	無法預測
解釋性	✔ 可有邏輯的解釋原因 幫助決策	無法解釋	可透過圖表解釋