

國立清華大學
工業工程與工程管理學系

智慧化企業整合
Intelligent Integration of Enterprise

正忠排骨店訂單預測

第一組

110034701 曾柏誠

111030751 徐卉妘

111030752 周劭謙

110036529 吳劉軒

指導教授： 邱銘傳 教授

中華民國一 一 二 年 六 月

目錄

一、簡介	
1.1 背景與動機.....	1
1.2 發想與目的.....	1
1.3 5W1H.....	2
二、Database Schema and Implementation	
2.1 ER MODEL.....	3
2.2 phpMyAdmin.....	3
2.3 Customer and Management Function	6
三、資料預處理	
3.1 資料集描述.....	7
3.2 資料欄位.....	7
3.3 套件選擇.....	7
3.4 資料前處理.....	8
3.5 特徵工程.....	8
四、預測模型訓練過程	
4.1 利用 RFM 分群結果進行分類預測.....	11
4.2 訓練資料.....	11
4.3 選擇預測模型.....	13
五、結論.....	14

一、簡介

1.1 背景與動機

這次的專案以正忠排骨店為原型，旨在建立一個高度資訊化整合的系統，以幫助自助餐店在營運上獲得更大的競爭優勢。主要研究目標是透過後臺資料來預測未來十週的訂單狀況，並以此協助自助餐店進行備餐工作。

透過該系統，自助餐店可以收集、整合並分析後臺資料，包括訂單數量、消費趨勢等等。利用將顧客進行 RFM 分群，系統會使用這些資料來建立預測模型，以預測未來十週的訂單狀況。這樣的預測可以提供給餐廳管理者重要的參考資訊，讓他們能夠更精確地規劃備餐量和進貨計劃，避免食材的浪費或供應不足的情況。

這樣的系統可以幫助自助餐店在營運上更具競爭優勢。透過精確的訂單預測，餐廳可以提前做好準備，確保供應充足且符合顧客需求。同時，這也有助於控制成本和減少食材的浪費，提高經營效益。

總結而言，這次專案的目標是透過建立高度資訊化整合的系統，利用後臺資料進行未來十週訂單的預測，以協助自助餐店進行備餐工作。這樣的系統可以提供餐廳管理者重要的參考資訊，幫助他們在營運上取得競爭優勢，提高效率和服務品質，同時降低成本和食材浪費。

1.2 發想與目的

藉由預測模型針對未來的顧客訂餐進行預測，以及利用分群來了解對我們實際效益較高的顧客時，我們可以探討更多相關的優點和效益。透過預測模型來預測未來的顧客訂餐情況，自助餐店可以更加準確地掌握需求趨勢和訂餐量的變化。這將使餐廳能夠提前做好備料和生產計劃，避免供應不足或浪費食材的情況發生。這樣的精確預測有助於提高運營效率，降低庫存成本，並提供穩定的顧客體驗。

同時，透過將顧客進行分群，我們能夠更深入了解不同顧客群體的特點和需求。這些分群可以基於顧客的消費行為、偏好、價值和忠誠度等因素進行。透過這樣的分析，我們可以確定哪些顧客對餐廳的實際效益貢獻較高，並針對這些顧

客提供更加個性化的服務和行銷策略。這樣的精準銷售和行銷策略有助於提高顧客滿意度、促進顧客忠誠度，並增加營收和利潤。

此外，透過預測模型和分群結果，自助餐店還可以更好地管理人力資源。根據預測結果，餐廳可以在預計訂單量較高的時段增加人手，以確保高效的服務和滿足顧客需求。同時，分群結果也可以幫助餐廳了解哪些顧客更傾向於進行自助點餐，這樣可以調整人力配置和提供更好的服務體驗。這個資訊化整合系統的好處不僅在於提供預測能力和分析洞察，更重要的是幫助自助餐店做出更明智的營運決策。這將使自助餐店能夠在競爭激烈的市場環境中保持競爭優勢，提高效率、降低成本、提供更好的服務品質，並吸引更多的顧客。

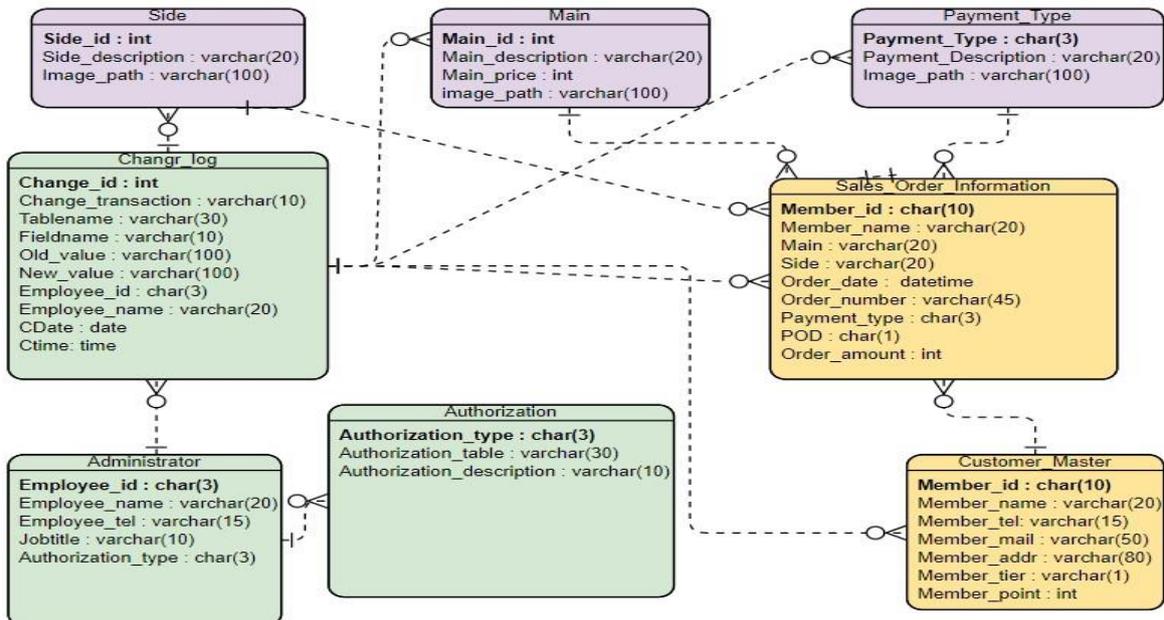
總結而言，透過預測模型和顧客分群的應用，我們可以幫助自助餐店更精準地備料和改變人力配置。這將帶來多重好處，包括提高運營效率、降低成本、增加營收和利潤，以及提供個性化的服務體驗。這個資訊化整合系統將幫助自助餐店在競爭激烈的市場中獲得更大的競爭優勢，並為顧客提供更好的用餐體驗。

1.3 5W1H

When	顧客訂單進入後台系統
Where	自助餐店家
Who	店家與顧客
What	顧客訂單後，資料進行分類處理程序
Why	藉由訂單預測讓店家能夠更加精準地進行備餐，以減少食材浪費或供餐短缺的問題
How	利用預測模型預測未來十周的訂單狀況

二、Database Schema and Implementation

2.1 ER MODEL

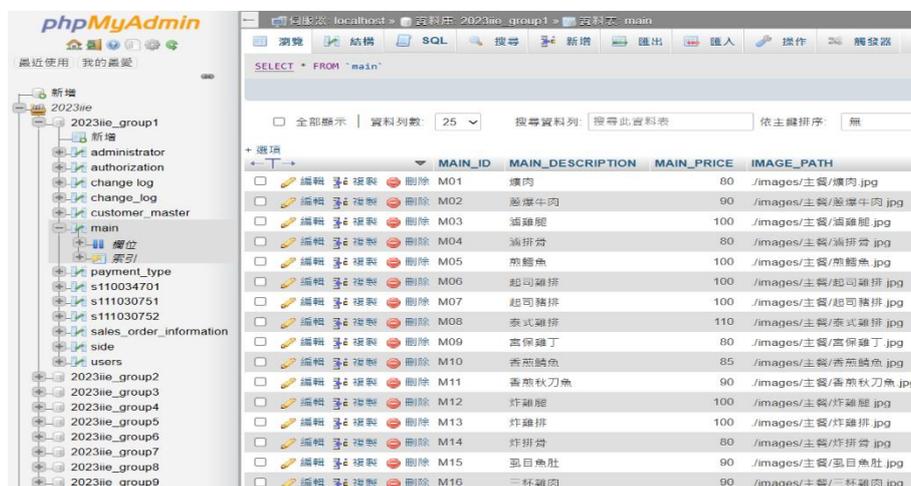


此專案的資料庫規劃包含了關於菜單和訂單管理的詳細資訊。它介紹了主餐與配菜的菜單，並提供了相應的資料庫欄位結構；相關表格設計還探討了訂單的相關資訊，如訂單日期、訂單數量、付款方式等。這些資訊對於餐廳的訂單處理、訂單追蹤與預測有所幫助；關於後臺管理，設計了工作人員管理者、權限設定與異動紀錄等表格，幫助了解後台資料管理的權限判斷與異動歷程，利於追蹤。

2.2 phpMyAdmin

使用 phpMyAdmin 實作上述的實體關聯資料庫。phpMyAdmin 是一個流行的開源數據庫管理工具，它提供了一個用戶友好的界面來管理和操作資料庫，並提供直接加入主檔資料與交易資料的機制，這部分規劃的資料庫表格均完成實作。

(1) MAIN



(2) SIDE

SELECT * FROM `side`

SIDE_ID	SIDE_DESCRIPTION	IMAGE_PATH
S01	鐵板豆腐	./images/配餐/鐵板豆腐.jpg
S02	蝴蝶上樹	./images/配餐/蝴蝶上樹.jpg
S03	豬耳朵	./images/配餐/豬耳朵.jpg
S04	鳳梨番茄炒苦瓜	./images/配餐/鳳梨番茄炒苦瓜.jpg
S05	蒸蛋	./images/配餐/蒸蛋.jpg
S06	滷蛋	./images/配餐/滷蛋.jpg
S07	滷桂竹筍	./images/配餐/滷桂竹筍.jpg
S08	滷白蘿蔔	./images/配餐/滷白蘿蔔.jpg
S09	嫩薑炒絲瓜	./images/配餐/嫩薑炒絲瓜.jpg
S10	煎香腸	./images/配餐/煎香腸.jpg
S11	菜脯蛋	./images/配餐/菜脯蛋.jpg
S12	番茄炒蛋	./images/配餐/番茄炒蛋.jpg
S13	麻婆豆腐	./images/配餐/麻婆豆腐.jpg
S14	荷包蛋	./images/配餐/荷包蛋.jpg
S15	彩椒炒杏鮑菇	./images/配餐/彩椒炒杏鮑菇.jpg
S16	馬鈴薯燉肉	./images/配餐/馬鈴薯燉肉.jpg
S17	茭白筍炒肉絲	./images/配餐/茭白筍炒肉絲.jpg
S18	香煎豆腐	./images/配餐/香煎豆腐.jpg
S19	韭菜炒豬肉	./images/配餐/韭菜炒豬肉.jpg

(3) PAYMENT_TYPE

顯示第 0 - 3 列 (總計 4 筆, 查詢花費 0.0002 秒。)

SELECT * FROM `payment_type`

PAYMENT_TYPE	PAYMENT_DESCRIPTION
P01	現金支付
P02	信用卡支付
P03	網銀匯款
P04	行動支付

(4) CUSTOMER_MASTER

顯示第 0 - 4 列 (總計 5 筆, 查詢花費 0.0002 秒。)

SELECT * FROM `customer_master`

MEMBER_ID	MEMBER_NAME	MEMBER_TEL	MEMBER_MAIL	MEMBER_PWD	MEMBER_ADDR
M01	周紹謙	0911123123	123@gmail.com	test123	台北市信義區信義路
M02	徐升冠	0912456456	456@gmail.com	test456	桃園市桃園區三民路
M03	曾柏誠	0913789789	789@gmail.com	test789	新竹市東區光復路
M04	吳朝軒	0956565656	5656@gmail.com	test567	新北市板橋區民生路
nobita123	葉大雄	0916832653	nobita.yeh@gmail.com	\$2y\$10\$6Q9WFajadUkXRFYzW7sOGPOPABWvB10tBEFRndPQ1...	日本東京

(5) SALES_ORDER

Database: 2023ie_group1, Table: sales_order_information

ORDER_ID	MEMBER_ID	MEMBER_NAME	MAIN_ID	SIDE_ID	ORDER_DATE	ORDER_NUMBER	PAYMENT_TYPE	POD	ORDER_AMOUNT
00001	00399	余美琪	M14	S22	2023-03-09	2	P01	C	160
00002	00390	馮宜君	M04	S13	2022-08-31	2	P01	C	160
00003	00181	劉冠廷	M03	S15	2022-08-19	1	P01	C	100
00004	00085	武詩婷	M14	S05	2022-08-01	2	P01	C	160
00005	00114	趙登輝	M08	S12	2023-04-18	1	P01	C	110
00006	00348	章廷婷	M16	S07	2023-02-11	2	P01	C	180
00007	00349	梁潔惠	M12	S08	2022-06-30	3	P01	C	300
00008	00235	李中山	M06	S02	2022-10-12	4	P01	C	400
00009	00348	章廷婷	M16	S05	2023-03-19	2	P01	C	180
00010	00237	甄潔瑛	M14	S23	2023-04-11	4	P01	C	320
00011	00103	劉性權	M01	S25	2023-03-25	1	P01	C	80
00012	00275	張嘉玲	M15	S23	2022-06-28	2	P01	C	180
00013	00395	何惠雲	M07	S18	2022-09-21	2	P01	C	200
00014	00091	陳性晉	M04	S09	2023-02-24	2	P01	C	160
00015	00083	王怡如	M10	S03	2022-07-13	2	P01	C	170
00016	00001	吳怡君	M11	S01	2023-02-09	5	P01	C	450
00017	00326	羅婉婷	M09	S10	2023-04-30	3	P01	C	240
00018	00266	張雅文	M04	S07	2022-07-31	3	P01	C	240
00019	00150	吳詩涵	M13	S11	2023-01-04	3	P01	C	300
00020	00338	歐祿通	M08	S08	2022-08-20	3	P01	C	330
00021	00183	杜志豪	M16	S04	2023-02-14	1	P01	C	90
00022	00151	鄭詩婷	M13	S15	2022-10-05	3	P01	C	300

(6) Administrator

Database: 2023ie_group1, Table: administrator

#	名稱	型態	編碼與排序	屬性	空值	預設值	備註	額外資訊	動作
1	EMPLOYEE_ID	char(20)	utf8_general_ci	否	無				修改 刪除 更多
2	EMPLOYEE_PWD	varchar(100)	utf8_general_ci	是	NULL				修改 刪除 更多
3	EMPLOYEE_NAME	varchar(15)	utf8_general_ci	是	NULL				修改 刪除 更多
4	EMPLOYEE_JOB_TITLE	varchar(30)	utf8_general_ci	是	NULL				修改 刪除 更多
5	AUTHORIZATION_TYPE	char(3)	utf8_general_ci	是	NULL				修改 刪除 更多

(7) Authorization

Database: 2023ie_group1, Table: authorization

#	名稱	型態	編碼與排序	屬性	空值	預設值	備註	額外資訊	動作
1	AUTHORIZATION_TYPE	char(3)	utf8_general_ci	否	無				修改 刪除 更多
2	AUTHORIZATION_TABLE	varchar(30)	utf8_general_ci	否	無				修改 刪除 更多
3	AUTHORIZATION_DESCRIPTION	varchar(10)	utf8_general_ci	是	NULL				修改 刪除 更多

(8) Change Log

The screenshot shows the phpMyAdmin interface for a MySQL database. The left sidebar shows the database structure, including a table named 'change_log'. The main area displays the table structure for 'change_log' with the following columns:

#	名稱	型態	編碼與排序	屬性	空值	預設值	備註	額外資訊	動作
1	Change_id	int(6)			否	無			修改 刪除 更多
2	Change_transaction	varchar(10)	utf8mb4_unicode_ci		否	無			修改 刪除 更多
3	Tablename	varchar(30)	utf8mb4_unicode_ci		否	無			修改 刪除 更多
4	Fieldname	varchar(30)	utf8mb4_unicode_ci		否	無			修改 刪除 更多
5	Old_value	varchar(50)	utf8mb4_unicode_ci		否	無			修改 刪除 更多
6	New_value	varchar(50)	utf8mb4_unicode_ci		否	無			修改 刪除 更多
7	Employee_id	char(3)	utf8mb4_unicode_ci		否	無			修改 刪除 更多
8	Employee_name	varchar(20)	utf8mb4_unicode_ci		否	無			修改 刪除 更多
9	Change_date	date			否	無			修改 刪除 更多
10	Change_time	time			否	無			修改 刪除 更多

2.3 Customer and Management Function

(1) Data Maintenance Function

Add maindish

SI no	MAIN_ID	MAIN_DESCRIPTION	MAIN_PRICE	IMAGE_PATH	Operations
1	M01	燻肉	80	./images/主餐/燻肉.jpg	Update Delete
2	M02	蔥爆牛肉	90	./images/主餐/蔥爆牛肉.jpg	Update Delete
3	M03	滷雞腿	100	./images/主餐/滷雞腿.jpg	Update Delete
4	M04	滷排骨	80	./images/主餐/滷排骨.jpg	Update Delete
5	M05	煎鱈魚	100	./images/主餐/煎鱈魚.jpg	Update Delete
6	M06	起司雞排	100	./images/主餐/起司雞排.jpg	Update Delete
7	M07	起司豬排	100	./images/主餐/起司豬排.jpg	Update Delete
8	M08	泰式雞排	110	./images/主餐/泰式雞排.jpg	Update Delete
9	M09	宮保雞丁	80	./images/主餐/宮保雞丁.jpg	Update Delete
10	M10	香煎鱈魚	85	./images/主餐/香煎鱈魚.jpg	Update Delete
11	M11	香煎秋刀魚	90	./images/主餐/香煎秋刀魚.jpg	Update Delete

Add side

SI no	SIDE_ID	SIDE_DESCRIPTION	IMAGE_PATH	Operations
1	S01	鐵板豆腐	./images/配餐/鐵板豆腐.jpg	Update Delete
2	S02	螞蟻上樹	./images/配餐/螞蟻上樹.jpg	Update Delete
3	S03	辣耳朵	./images/配餐/辣耳朵.jpg	Update Delete
4	S04	鳳梨番茄炒苦瓜	./images/配餐/鳳梨番茄炒苦瓜.jpg	Update Delete
5	S05	蒸蛋	./images/配餐/蒸蛋.jpg	Update Delete
6	S06	滷蛋	./images/配餐/滷蛋.jpg	Update Delete
7	S07	滷桂竹筍	./images/配餐/滷桂竹筍.jpg	Update Delete
8	S08	滷白蘿蔔	./images/配餐/滷白蘿蔔.jpg	Update Delete
9	S09	嫩薑炒絲瓜	./images/配餐/嫩薑炒絲瓜.jpg	Update Delete
10	S10	煎香腸	./images/配餐/煎香腸.jpg	Update Delete
11	S11	菜脯蛋	./images/配餐/菜脯蛋.jpg	Update Delete

三、資料預處理

3.1 資料集描述

為了建立合適的模型，我們採用 Kaggle 平台上的數據作為本次 Project 的資料來源。Kaggle 是一個數據建模和數據分析競賽平台。企業和研究者可在此發布數據，提供統計學家和數據挖掘專家以此資料為基礎，進行競賽以產生最好的模型。

本次分析預測所參考的資料是一家在多個城市開展業務的送餐公司。他們在這些城市設有多個履行中心，用於向客戶發送訂餐。客戶希望您幫助這些中心預測未來幾週的需求，以便這些中心相應地計劃原材料庫存。而我們的正忠排骨飯剛好可以切合這個主題，透過蒐集後台資料，去預測每位顧客未來幾周的訂餐需求。

3.2 資料欄位

為了釐清各欄位資料所代表的資訊及意涵，以使後續資料處理與模型分析得以順利進行，本次資料欄位共有下列 10 項：

ORDER_ID：點餐編號

MEMBER_ID：顧客編號

MEMBER_NAME：顧客姓名

MAIN_ID：主餐編號

SIDE_ID：配餐編號

ORDER_DATE：點餐日期

ORDER_NUMBER：訂餐數量

PAYMENT_TYPE：付款方式

ORDER_AMOUNT：訂餐金額

WEEK：在第幾周訂餐

3.3 套件選擇

在此次專案中使用之五個主要的套件：

1. Numpy：提供維度陣列與矩陣的運算。
2. Pandas：提供數據操作和分析的 data frame 結構。
3. Matplotlib：提供圖形繪製的工具。
4. Warnings：提示使用者一些錯誤或是過時的用法。
5. Seaborn：提供進階的圖表繪製，是以 matplotlib 為基礎的工具
6. sklearn：提供用於 Python 程式語言的自由軟體機器學習庫。它的特徵是具有各種分類、回歸和聚類算法，包括支持向量機、隨機森林、梯度提升、k-平均聚類和 DBSCAN。

3.4 資料前處理(產生假資料)

我們用寫程式的方式產生了一萬筆假訂單，記載每一筆訂單對應的主菜、副菜、訂購日期以及訂購人。

- ORDER_ID 對應到訂單
- MAIN_ID 對應到主菜以及 SIDE_ID 相對應的配菜
- ORDER_DATE 為訂單的日期
- 我們藉由這些資料，去利用所謂的 RFM 分析來進行顧客分群。

ORDER_ID	MEMBER_ID	MEMBER_NAME	MAIN_ID	SIDE_ID	ORDER_DATE	ORDER_NUMER	PAYMENT_TYPE	POD	ORDER_AMOUNT
1	399	余美琪	M14	S22	2023-03-09	2	P01	C	160
2	390	項宜君	M04	S13	2022-08-31	2	P01	C	160
3	181	劉冠廷	M03	S15	2022-08-19	1	P01	C	100
4	85	武詩婷	M14	S05	2022-08-01	2	P01	C	160
5	114	趙庭璋	M08	S12	2023-04-18	1	P01	C	110

3.5 特徵工程 (RFM)

我們對於每一位會員計算他們的 R、F、M 值。

R、F、M 分別代表如下：

R：看各位顧客最近購買的時間離一個設定的時間（如現在時間）有多近

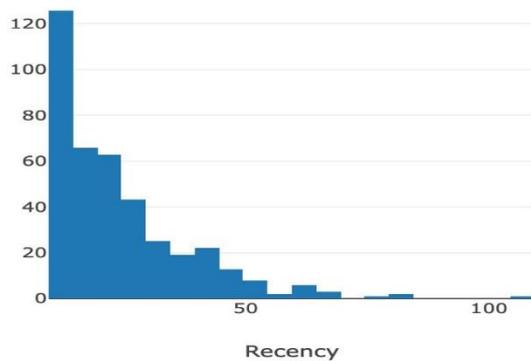
F：計算特定顧客的購買次數

M：計算顧客的購買累計金額

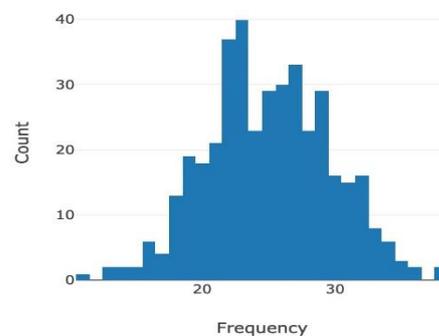
根據每位顧客的 R、F、M 值，我們用非監督式學習的 K-means 演算法對客戶進行分群，分別進行銷售預測、預測客戶數量、計算客戶終身價值等等。

利用這些資料，我們可以運用所謂的 RFM 分析來進行客戶分群。RFM 分析是一種常用的市場分析方法，它基於三個指標：最近一次購買（Recency）、購買頻率（Frequency）和購買金額（Monetary）。通過對客戶的這些指標進行分析，我們可以將客戶分為不同的群組，從而更好地了解他們的消費行為和價值。另外，根據客戶的分群，我們可以再作進一步的預測，如銷售金額、顧客數目等等，應用非常廣泛。

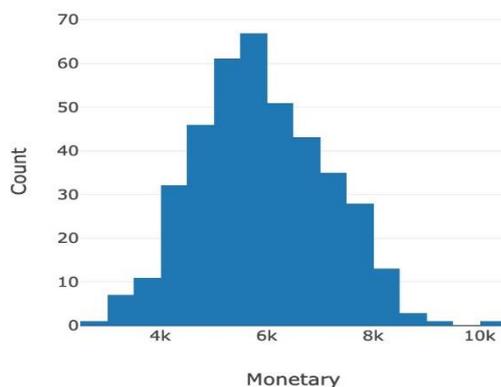
Recency Histogram



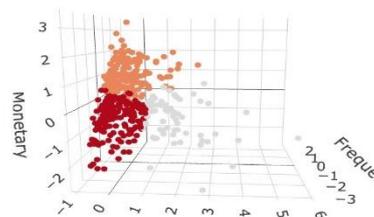
Frequency Histogram



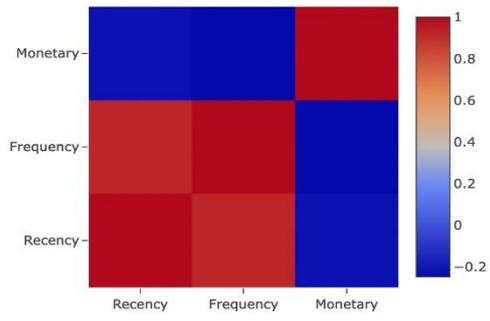
Monetary Histogram



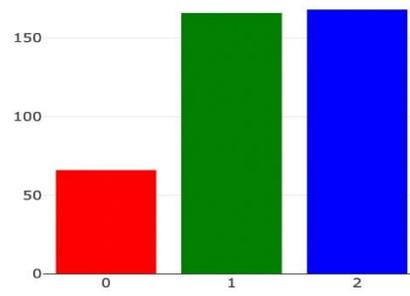
3D Scatter plot - Recency vs Frequency vs Monetary



Heatmap of Correlations



RFM Segments



四、預測模型訓練過程

4.1 利用 RFM 分群結果進行分類預測

我們將後台資料進行 RFM 分群，依照顧客對於店家的實際效益進行分數的計算，主要分為三群，總資料集為 10000 筆，訓練集設定為前 42 周，測試集為後 10 周，利用分群後的結果分別進行訓練。

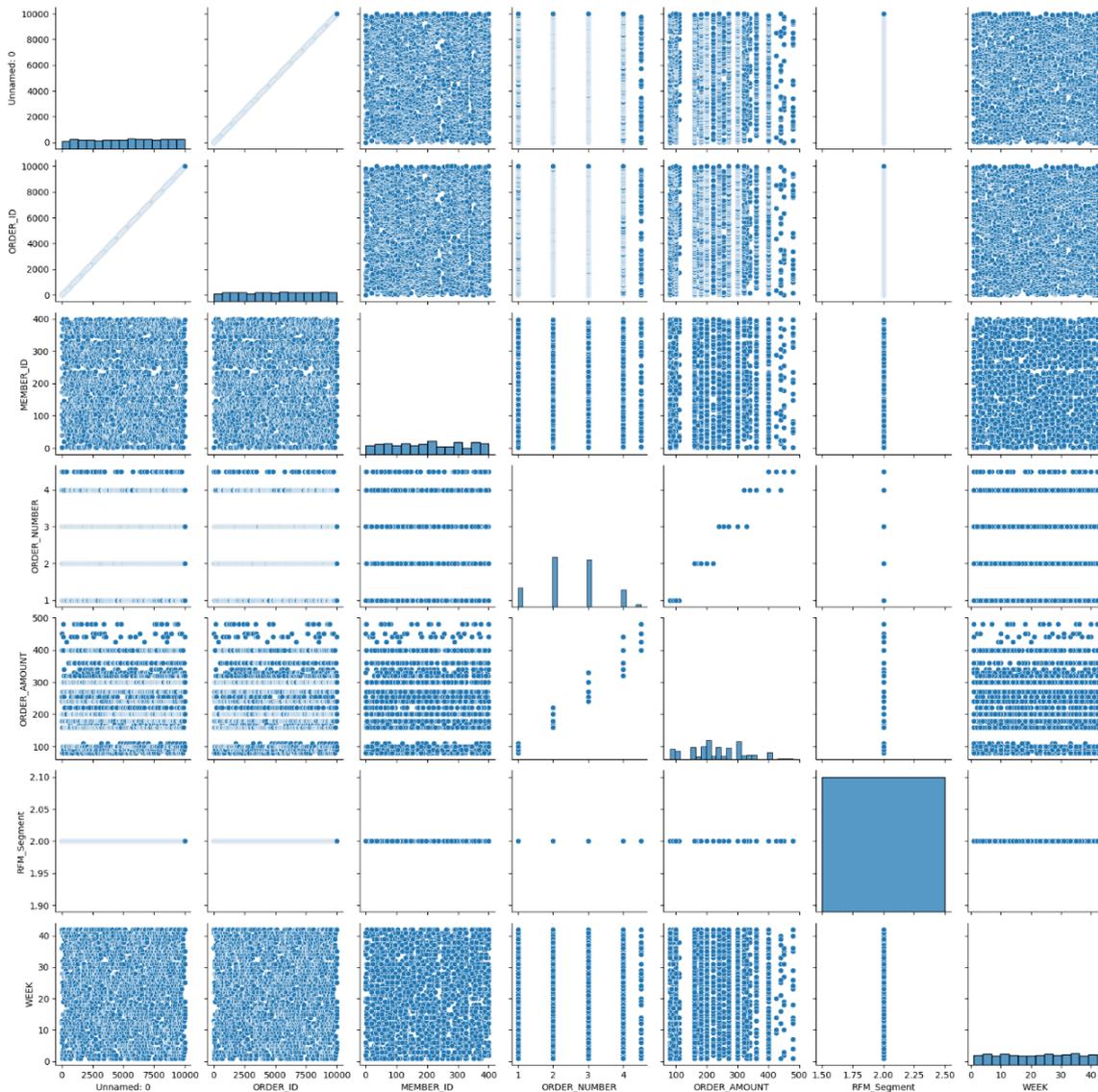
4.2 訓練資料

在原始數據中有許多欄位，我們主要利用 ORDER_AMOUNT, MAIN_ID, MEMBER_ID, ORDER_NUMBER, WEEK 去訓練，因為在先前已將顧客分群完成，因此在訓練時能夠利用不同的資料去做訓練，也能夠選擇最適合的預測方法。

	Unnamed: 0	ORDER_ID	MEMBER_ID	MEMBER_NAME	MAIN_ID	SIDE_ID	ORDER_DATE	ORDE
1	2	3	181	劉冠廷	M03	S15	2022-08-19	
2	20	21	183	杜志豪	M16	S04	2023-02-14	
3	31	32	104	鄒佩珊	M13	S25	2022-12-18	
4	39	40	25	張詩涵	M02	S07	2022-11-21	
5	45	46	108	劉雅婷	M02	S06	2022-12-31	
6	62	63	174	陳佳慧	M08	S01	2022-12-13	
7	69	70	56	葉柏翰	M09	S11	2023-02-20	
8	81	82	260	王俊宏	M05	S23	2022-09-17	
9	89	90	321	張佳樺	M15	S10	2022-10-18	
10	100	101	104	鄒佩珊	M14	S15	2022-12-16	
11	105	106	260	王俊宏	M01	S16	2022-11-07	
12	112	113	250	姚懿	M02	S06	2023-03-20	
13	114	115	113	羅心怡	M06	S17	2023-01-14	
14	124	125	70	王雅玲	M02	S20	2023-02-21	

	ORDER_NUMBER	PAYMENT_TYPE	POD	ORDER_AMOUNT	RFM_Segment	WEEK
1	1	P01	C	100	0	11
2	1	P01	C	90	0	37
3	4	P01	C	400	0	28
4	2	P01	C	180	0	25
5	2	P01	C	180	0	30
6	1	P01	C	110	0	28
7	2	P01	C	160	0	38
8	4	P01	C	400	0	15
9	2	P01	C	180	0	20
10	2	P01	C	160	0	28
11	3	P01	C	240	0	23
12	3	P01	C	270	0	42
13	1	P01	C	100	0	32
14	1	P01	C	90	0	38

	ORDER_DATE	ORDER_NUMBER	PAYMENT_TYPE	POD	ORDER_AMOUNT	RFM_Segment	W
1	2022-08-19	1	P01	C	100	0	
2	2023-02-14	1	P01	C	90	0	
3	2022-12-18	4	P01	C	400	0	
4	2022-11-21	2	P01	C	180	0	
5	2022-12-31	2	P01	C	180	0	
6	2022-12-13	1	P01	C	110	0	
7	2023-02-20	2	P01	C	160	0	
8	2022-09-17	4	P01	C	400	0	
9	2022-10-18	2	P01	C	180	0	
10	2022-12-16	2	P01	C	160	0	
11	2022-11-07	3	P01	C	240	0	
12	2023-03-20	3	P01	C	270	0	
13	2023-01-14	1	P01	C	100	0	
14	2023-02-21	1	P01	C	90	0	



4.3 選擇預測模型

我們利用 LinearRegression, DecisionTreeRegressor, RandomForestRegressor 三種模型進行評估，雖然三種模型的擬合度都不是太好，但最後我們選擇相對來說好一些的 DTR 的模型，R2 score 為 0.004，因此我們的預測模型使用 DTR 來進行未來十周的預測。而我們利用預測出的資料對原始後十周的資料進行準確度的分析，以顧客分群中其中一群資料為例，可以得到預測相同顧客所需求的訂單狀況與實際結果的準確度為 0.5 左右(圖 4)。

```
[79] #----- DecisionTreeRegressor-----
X_train,X_test,y_train,y_test = train_test_split(features,label,test_size=0.20,random_state=1072)
DTRmodel = DecisionTreeRegressor(max_depth=3,random_state=0)
DTRmodel.fit(X_train,y_train)
y_pred = DTRmodel.predict(X_test)

[80] print("R2 score :",r2_score(y_test, y_pred))
print("MSE score :",mean_squared_error(y_test, y_pred))
print("RMSE: ",sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred)))

R2 score : 0.0040370593924551335
MSE score : 13111.15172466275
RMSE: 114.50393759457685

#----- RandomForestRegressor -----
X_train,X_test,y_train,y_test = train_test_split(features,label,test_size=0.20,random_state=59)
RFRmodel = RandomForestRegressor(max_depth=3, random_state=0)
RFRmodel.fit(X_train,y_train)
y_pred = RFRmodel.predict(X_test)

[92] print("R2 score :",r2_score(y_test, y_pred))
print("MSE score :",mean_squared_error(y_test, y_pred))
print("RMSE: ",sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred)))

R2 score : -0.002726755405079828
MSE score : 13809.439803583356
RMSE: 117.51357284834529

import pandas as pd

# 讀取實際資料和預測結果資料
actual_data = pd.read_csv("after_10_weeks_output_0.csv")
prediction_data = pd.read_csv("sample_submission0.csv")

merged_data = pd.merge(actual_data, prediction_data, on="MEMBER_ID", suffixes=("_actual", "_pred"))

# 檢查 ORDER_NUMBER 是否相同，並將結果存儲在新的列中
merged_data["OrderNumberMatch"] = merged_data["ORDER_NUMBER_actual"] == merged_data["ORDER_NUMBER_pred"]

# 計算預測準確度
accuracy = merged_data["OrderNumberMatch"].mean()
print("Accuracy:", accuracy)

Accuracy: 0.49627791563275436
```

五、結論

本專案提供了關於如何使用 RFM 分析進行客戶分群的指導，並探討了這種分析方法的應用。透過對客戶進行細分，企業可以更好地了解不同群組的需求和偏好，從而針對性地制定營銷策略和提供個性化的服務。

而網頁方面，透過後臺訂單管理系統，店家可以利用後臺資料進行未來訂單的預測，以協助自助餐店進行備餐工作。這樣的系統可以提供餐廳管理者重要的參考資訊，幫助他們在營運上取得競爭優勢，提高效率和服務品質，同時降低成本和食材浪費。