

午餐系統及分析

壹、研究動機

之前在學校訂餐的時候,都只能用紙本點餐單來點餐,代訂常常把紙本單弄丟,而且紙本單必須手工計算數量、金額,十分不便,紙本單是不完全記名制,只能知道是哪一班點的,常常會有人忘記自己點了什麼餐,直接隨便亂拿一份餐,我們認為應該要有一個比紙本單更優秀的解決辦法,便開始著手製作午餐系統了。

午餐系統在板橋高中推行成功後,我們了解到廠商常常會備料過剩,於是我們打算建立 一個模型,可以給廠商做為明天會有多少份餐點的依據。

貳、研究目的

本研究旨在於製作一套能夠取代紙本點餐單的系統,並且設計一個適當的數學模型供廠商參考明天該準備多少份餐點。

系統必須要有良好的穩定性,如果系統崩潰了,那大家今天就沒飯吃了;系統與金錢相關,所以也必須要有非常良好的安全性;可能會有上千個人在一節下課內送出點單,所以系統必須要有良好的效能;系統必須要簡單易懂,符合使用者直觀原則,讓使用者能夠輕鬆上手。

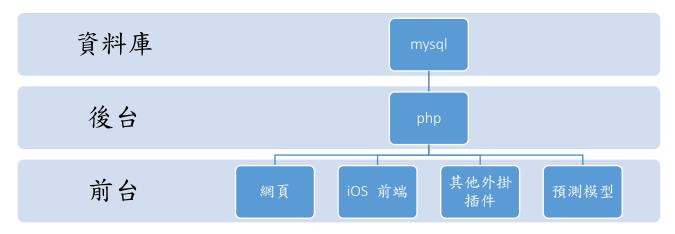
原本廠商只能估計明天要準備多少餐,不過有了數學模型就能夠更準確的預測會有多少份餐,本研究將介紹如何建立及應用數學模型。

參、實驗器材及設備

器材	用途
Firebase	iOS App 分析用的 api
Vscode IDE	製作午餐系統的 IDE
Mysql	午餐系統資料庫
Php	午餐系統後端
Chrome	網頁前端的測試環境
伺服器主機	午餐系統伺服器
Noip Dynamic dns hostname	午餐系統網域名稱
板橋高中	午餐系統的餐點購買對象
廠商	午餐系統的餐點提供對象
印表機	列印紙本單據
Excel	輸出媒體
Visual studio	製作外掛插件的 IDE
Windows 作業系統安裝光碟	伺服器的作業系統
Mac	製作 iOS App 的開發環境
Iphone	iOS App 的測試環境
Xcode	iOS App 的 IDE
Android 手機	網頁前端的測試環境
Windows 電腦	製作後端的開發環境
Apple Reachability	iOS App 的 api
Alamofire	iOS App 的 api

肆、研究過程及方式

午餐系統後端由 Php 作為後台,Mysql 作為資料庫,並且輸出結果到前後端交換介面;網頁版前台、iOS 前台及其他外掛插件,從前後端交換介面擷取資料,再將資料展現給使用者,下圖為午餐系統的架構圖。



午餐系統與大多數 POS 系統的不同之處在於我們擁有非常良好的可擴充性,如同電子布告欄「BBS」,任何人都能實作自己的前端,只不過我們採用 Json 作為資料交換介面,而 BBS 採用 Telnet 協定。

午餐系統每天都會有大量的點餐資料,如果能對這些資料進行分析,就能夠協助廠商預測明天的餐點量,於是我們設計了一個預測模型。

一、系統使用方法

以下是使用午餐系統的使用概念,資料會跟著箭頭傳給下一個使用者。

學生

• 訂餐,並將餐錢交給代訂

代訂

- 確認訂單已繳款、上傳點單
- 將班上餐錢交給合作社

合作社

- 統整餐錢、輸出當日會計資料
- 將訂單傳給廠商

廠商

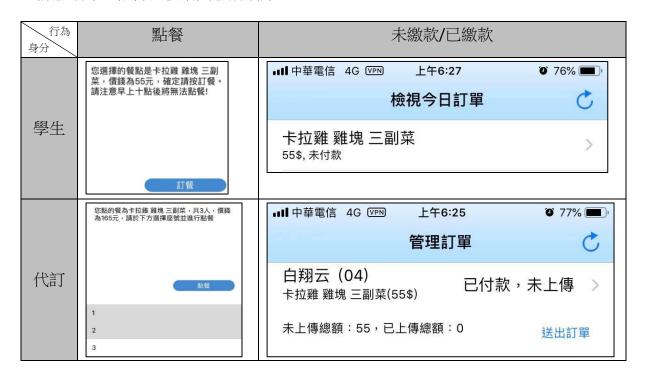
• 製作餐點

(一)、學生、代訂使用方法

學生可以點餐,代訂可以替學生點餐;學生可以在查看點單中查看自己的付款狀態,代 訂在學生繳錢之後,可以將點單標記為已繳款。



我們也有提供 *iOS* 版的前端,功能與網頁版前端類似,不過比網頁版前端簡潔,對於一些排版細節也做得比較網頁版前端好。





(二)、合作社、廠商使用方法

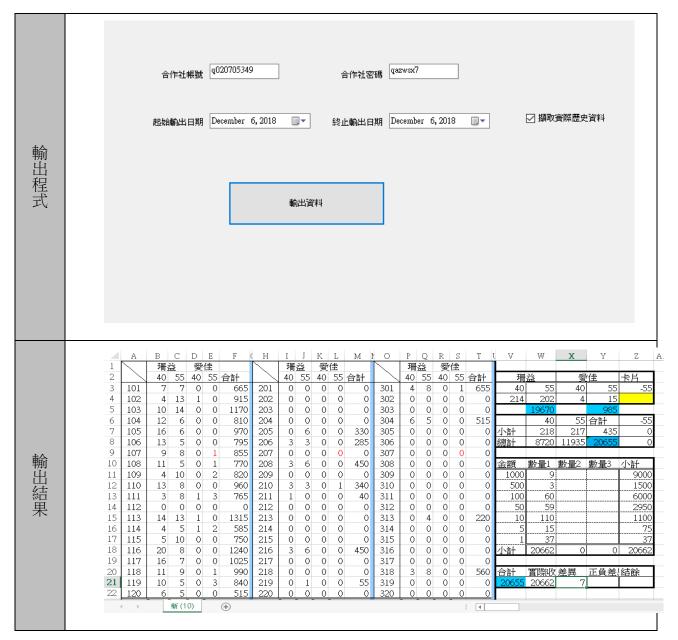
合作社可以將上傳過來的點單標記為已繳款,確認繳款的資料會傳給廠商,廠商就可以 開始製作餐點了;有些廠商因為工作環境較為油膩,不適合使用電子產品,所以我們做了額 外的列印紙本功能,可以將點單資料列印成紙本。



每間廠商都能夠列印自己的總表、班表,總表可以讓廠商知道今天總共需要生產多少份 便當,藉此加快生產速度;班表可以告訴廠商今天某班需要多少份餐,將每班所需放入班級 籃即可(該行為也稱為撿餐)。

操作身分	總表	班表
商	價格 名稱 數量 55 卡拉雞雞塊三副菜 5 55 起司豬排紅燒肉三副菜 5 55 蘇尼白肉三副菜 3 55 紅燒牛肉飯三副菜 11 55 黑胡椒烤肉飯三副菜 9 55 日式魚排雞塊三副菜 4 55 蜜汁雞腿香腸三副菜 4 55 香酥雞排雞塊三副菜 5 55 越油雞飯三副菜 5 55 越油雞飯三副菜 5 55 越油雞飯三副菜 5 55 越油雞飯三副菜 5	104: 飯食部 数量 55 卡拉雅 雅塊 三副某 55 起司豬排 紅焼肉 三副菜 55 起司豬排 紅焼肉 三副菜 55 紅焼牛肉飯 三副菜 55 紅焼牛肉飯 三副菜 55 雪煎無骨腿排 三副菜 55 雪煎無骨腿排 三副菜 55 雪流無骨腿排 三副菜 55 雪流無骨腿 雪腸 三副菜 1 55 雪新雅排 雅塊 三副菜 1 55 数油雅飯 三 3 3 3 3 3 3 3 3 3

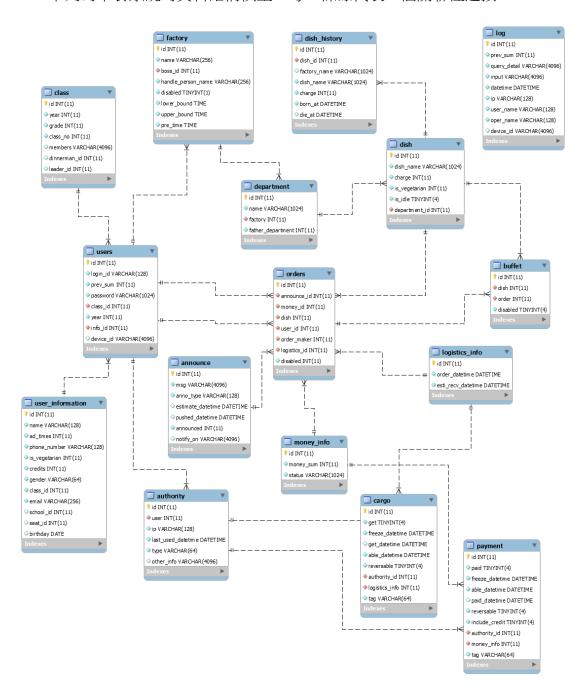
合作社能夠輸出當日會計報表,方便對帳,以下是合作社的輸出當日報表程式。



選定好輸出的日期之後,就能夠輸出資料到 Excel 上了,在 Excel 的右側表格可以直接輸入今天拿到多少錢, Excel 就會把總金額計算好。

二、資料庫

下列為午餐系統的資料結構模型,每一條線代表一個關聯性連接。



午餐系統的資料庫為關聯性資料庫,並使用 innoDB 做為引擎,innoDB 支援交易機制, 比起 myisam,使用 innoDB 更方便處理死結回溯的問題。

(一)、動態查詢

後台會根據傳入參數,使用這六種篩選語句(syntax)組合成所需的篩選條件,向資料庫下達 SQL 指令。

名稱	指令
時間下界	AND (? < LO.esti_recv_datetime)
時間上界	AND (? > LO.esti_recv_datetime)
針對特定使用者搜尋	AND (? = U.id)
針對某間廠商進行搜尋	AND (? = F.id)
針對特定列查詢	AND (? = O.id)
針對班級查詢	AND ((SELECT U.class_id FROM users AS U WHERE U.id = ?) = U.class_id)

在下達 sql 指令時,可以使用代稱(alias)方便撰寫 sql 語句,以下是代稱的解釋。

中文名稱	英文全名	英文縮寫
使用者	User	U
廠商	Factory	F
點單	Order	0
物流資訊	Logistic Info	LO

(二)、Procedure 優化

對於單語句(syntax)的 sql 操作,直接在 php 中呼叫資料庫即可;對於多語句的 sql 操作,則包裝成一個 Procedure,方便處理死結(Deadlock)回溯(Rollback),也不必與資料庫伺服器多次連線。

下表為該 *Procedure* 進行四種基本操作 *(insert/update/delete/select)*的數量,包裝的操作 越多,越能節省與資料庫連線的時間。

	Insert	Update	Delete	Select	總計
Make order	6	0	0	9	15
Update dish	1	2	0	1	4

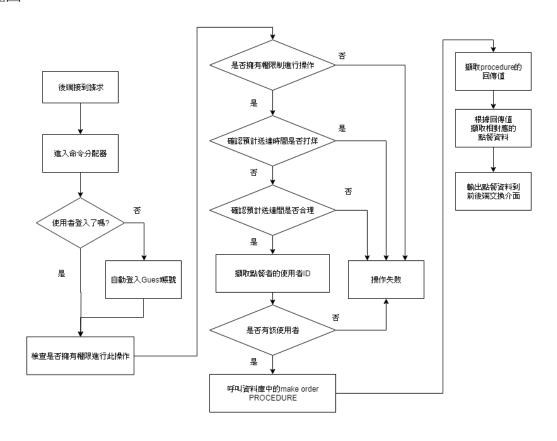
三、後端

下圖為後端的架構,我們將後端分成多個模組,方便維護,也方便開發新功能。



(一)、處理流程

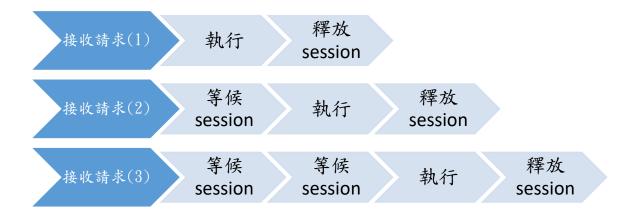
以進行點餐操作為例,系統會先進行嚴密的輸入審查,確認是否無誤後,再將資料寫入 資料庫,資料庫回傳點餐 id,後端抓出該筆資料,經過編碼之後輸出到交換介面,以下為處 理的流程圖。



(二)、效能阻塞

1. session 阻塞

php 為了保證執行緒安全,同一個 session 同時只能給一個請求使用。在每個請求都不會提前釋放 session 的狀況下,同時送出大量請求,會使得效能非常低落,如下圖所示。



上圖中,請求(3)等候前面兩個請求處理完才開始執行,成為緩慢的串行命令。如果程式會先複製好 session 再執行,則每個請求只需要等候其他請求複製完資料,就能夠先開始執行了,如下圖所示。

接收請求 (1)	複製 session	釋放 session	執行		
接收請求 (2)	等候 session	複製 session	釋放 session	執行	
接收請求 (3)	等候 session	等候 session	複製 session	釋放 session	執行

上圖中,請求(3)僅等候前面兩個請求複製資料,因為不必等候其他請求,因此能受益於 CPU 的平行處理,使得效能提升。

2. 資料庫存取阻塞

資料庫的存取速度遠遠低於記憶體的存取速度,如果每次使用常駐資料時,都向資料庫要求一次資料,則這些常駐資料請求會拖累系統效能。後端會將常駐資料先快取於 session,需要使用資料時直接從 session 調用資料,就不必再向資料庫請求資料了。

(三)、安全性

針對後端安全,我們進行了以下幾種保護措施。

1. 密碼安全性

對於所有工作人員的密碼,皆為六個字元以上的英數混和字串,且所有的登入失敗都會 寫入紀錄檔中,方便追蹤帳號是否有安全性疑慮。

2. SQL 注入

不以舊版的 *mysql* 模組操作資料庫,而以新版的 *mysqli* 操作資料庫;並將所有的 statement 進行 *prepare* 後 *bind_param*,再執行 *sql* 語句,不直接在 *statement* 中寫入值,如下列虛擬碼所示。

具有 sql 注入風險	不具有 sql 注入風險
\$sql="select id from orders where id = \$uid"	\$sql="select id from orders where id = ?"
\$database->execute(\$sql)	\$database->prepare(\$sql)
	\$database->bind_param("1 or True")
	\$database->execute()

3. XSS

在 check_valid 模組中,嚴格限制了每個輸入參數,凡是參數不符合規定,則立刻丟出例外狀況,並寫入記錄檔中。

4. 資料庫死結

在單線程的測試環境下,很少會遇到資料庫死結,而在系統真正運行的時候,常會遇到不可預知的死結。一個 *Procedure* 包裝了多個語句(*Syntax*),若是在尚未執行完 *Procedure* 前,發生了死結,則可能會有不可預知的後果。

我們針對容易發生死結的 *Procedure* 加上 *start transcation、rollback、commit*,若是在 *Procedure* 尚未結束前發生死結,則回溯(*Rollback*)整個 *Procedure* 的操作。

四、前端

(一)、iOS 前端

iOS 前端為專屬開發給蘋果使用者的操作介面,由於網頁版前端較不直觀,我們開發了專屬於蘋果使用者的前端,該前端符合 *iOS* 的人機互動指南。

以下為 iOS 前端的登入畫面,我們可以見到前端十分簡潔,與使用者的互動簡單明瞭。

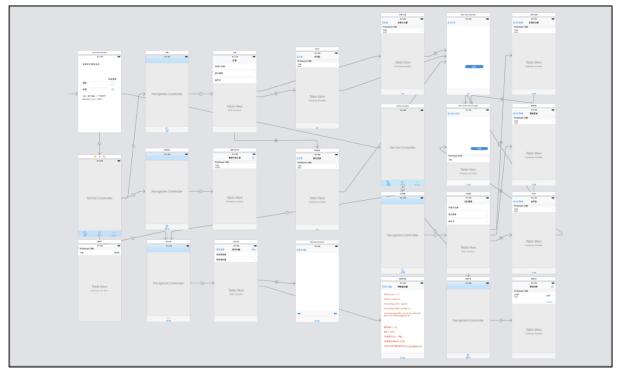




1. 呼叫後端

採用 Alamofire 第三方 API(Application Interface) 進行 HTTP 請求及回應,上傳時以 get 方法訪問(Request)伺服器,並使用 Swift 原生 API 中的 JSONDecoder 來解析伺服器回傳的 Json字串。

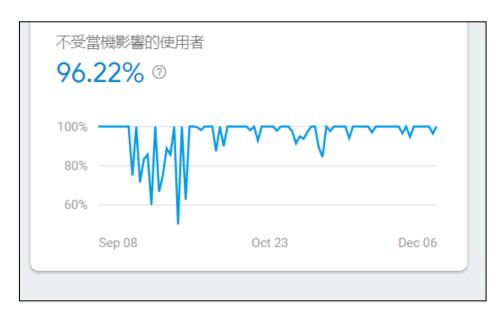
2. 頁面圖



以上為 *iOS* 前端的頁面(*Layout*)關係圖,每一條線代表觸發任何事件後可以從一個頁面 (*View*)轉跳至下一個頁面(*View*)。

3.錯誤分析

發生任何錯誤狀況時,App 會傳送資料給 Crashlytics,在 Firebase 開發者頁面中可以立即看到發生的例外狀況,Firebase 也會發送電子郵件給開發者,讓開發者能夠在最快的時間內修正錯誤,以下是 Crashlytics 的統計分析,在九月時系統剛剛上線,較不穩定,進入十月之後系統就幾乎沒有任何問題了。



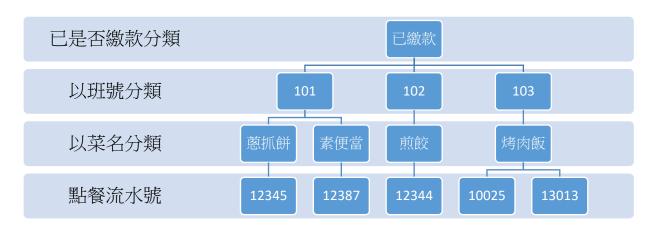
(二)、網頁前端

網頁前端擁有最完整的功能,而且當其他前端無法運作時,網頁前端會確保大多數使用者還能夠使用系統,不會使整套系統停止運作。

1. ajax

對於批次點餐、繳款、上傳,我們使用 ajax 技術向伺服器後端請求資料,使用 ajax 技術不只可以避免前後端耦合,還可以受惠於平行處理使得效能增加。

2. 分類樹



當我們想要確認繳款 101 點的所有餐時,我們不必一一查看所有點單,我們只需要查看 101 的分類就可以了,上圖為分類樹的抽象概念,下圖為實際使用分類樹。



由右圖可見,下列該分類樹的階層。

- 1. 班級
- 2. 是否付款
- 3. 廠商
- 4. 餐點
- 5. 點單

分類樹還會順便把金額數量加總,方便點帳。 在金額無誤時,就直接按下已繳款按鈕;金額有誤 時,從階層式的資料中找出是哪裡點錢點錯了即 可。

3. 雲端運算

為了避免讓前端處理大量資料,我們選擇在伺服器先使用分類樹整理資料。

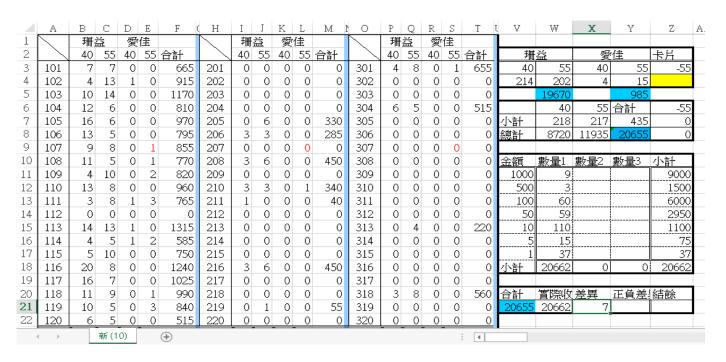
在前端的 backstage.php 中,先呼叫後端主模組 backend_main,抓取點餐資料,再將資料傳給 collapsable 進行整理並轉為 HTML 字串,再將已經轉為 HTML 碼的字串傳給前端,雖然使用了多一點的網路流量,但是能夠節省前端運算的大量時間。

(三)、輔助外掛

1. 當日會計報表

會計報表可以視為一個前端,會將點餐資料統整之後輸出給 Excel,以下為十月二十三號的會計報表。

我們可以看到當天的差異只有7,而這大多是人為計算錯誤,不必太在意。



2. 新生資料匯入軟體

匯入軟體必須放在伺服器主機內,才能存取資料庫,新生資料匯入軟體會先從 Excel 資料表裡面抓取新生資料,再將資料轉成 SQL 語句,交給資料庫處理。

(四)、前後端交換介面

前後端交換介面確保後端與前端的獨立,任何能夠操作命令介面,與使用者互動,並且 能夠擷取回傳資料,不論語言、平台撰寫成的程式,皆可被視為一個前端;任何能夠根據命 令回傳出相對應的程式,不論語言、不論平台,也皆可被視為一個後端。

1. 輸出資料結構

原始輸出為 Json 字串,我們將 Json 轉換成表格,以利理解,以下表格為精簡後的點單 資料結構。

Id	22410				
user	id	11184			
	name	白翔云			
	seat_no	20904			
dish	dish_nam	ne 卡拉	雞 雞塊 三副菜		
	dish_id	1			
	dish_cost	55			

2. 命令介面

以下表格為精簡後的命令界面,「-」代表沒有參數。

操作	參數 1	參數 2
login	id=[使用者帳號]	password=[密碼]
select_self	esti_start=[時間上界]	esti_start=[時間上界]
payment_usr	oid=[點餐單號]	target=[是否繳款]
make_self_order	did=[餐點號碼]	esti_recv=[預計送達時間]

如第一列所示,其意義代表:「使用 get/post 方法造訪後台,以 cmd 為索引,傳入字串 login;以 id 為索引,傳入使用者帳號;以 password 為索引,傳入密碼」。

3. JSON 與編碼

採用 UTF-8 編碼,包含 BOM Header,對於 Json 中包含的中文字串不加以編碼,對於「「"」字元更改為「\"」,對於「\」字元更改為「\\」。

五、預測模型

我們先向廠商、合作社打聽了一下平常點餐的趨勢,廠商表示訂購便當的意願隨著在學校的時間漸漸降低。我們經過初步分析,得知高一最多人點餐,高二的點餐人數較少,高三幾乎沒有人點餐,每天的點餐人數大約以3份餐/天緩慢下滑。

我們將預測模型拆成兩個子模型,一為比例模型,二為數量模型。顧名思義,比例模型 能夠給出明天的點餐比例,數量模型能夠給出明天的點餐總數,兩個模型一起使用就能得到 明天各種餐點的數量。

(一)、資料結構

模型沒有辦法直接處理前後端交換介面的資料,所以我們要對資料進行一些處理,數量模型只能接受點餐序列作為輸入,比例模型只能接受點餐圖作為輸入,本章介紹如何將前後端交換介面的資料轉為上述兩種結構。

原始的點餐資料可以視為下列表格,「-」代表沒有點餐。

	甲生	乙生	丙生	丁生	戊生
08/07	韓式拌飯	烤肉飯	-	烤肉飯	素便當
08/08	-	烤肉飯	韓式拌飯	-	素便當
08/09	素便當	韓式拌飯	素便當	烤肉飯	素便當
08/10	烤肉飯	烤肉飯	-	韓式拌飯	素便當
08/11	韓式拌飯	烤肉飯	韓式拌飯	韓式拌飯	素便當

以下根據製作該餐所需的原料進行分類,且由上往下進行篩選,例如「韓式拌飯」符合第一行的 Regex 篩選,故屬於調味飯類;「烤肉飯」不符合第一行的 Regex 篩選,而符合第三行的 Regex 篩選,故屬於便當類。

雜類	Regex: "(焗) (拌飯) (炒飯) (飯糰)"
麵類	Regex: "(烏龍) (麵) (湯)"
便當類	Regex: "(副菜) (飯)"
小吃類	Regex: "((餃) (蔥抓餅) (鍋貼) (板條))"
鍋類	Regex: "(鍋) (粥)"

1. 點餐序列

將甲生的點餐資料提取出來,並加以分類,再填上是否有點餐,即為點餐序列。

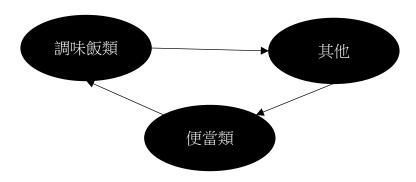
甲生	08/07	08/08	08/09	08/10	08/11
餐點類別	雜類	-	其他	便當類	雜類
是否點餐	True	False	True	True	True

2. 點餐圖

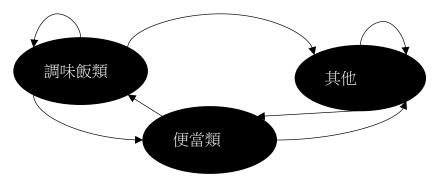
根據點餐序列,刪去沒有點餐的那一天,即如下表。

甲生	08/07	08/09	08/10	08/11
餐點類別	雜類	其他	便當類	雜類
是否點餐	True	True	True	True

將每一天的轉移視為圖上的一個邊,每一個分類視為圖上的一個節點,則可得到一個有 向圖。



若將所有人的點餐序列寫入同一張圖,則可得到如同下面的有向圖,我們稱呼他為點餐圖。



(二)、比例模型

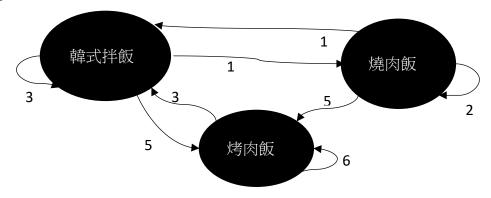
設計比例模型旨在於使用數學模型來預測各種類別的比例,我們使用機率矩陣的穩定狀態來預測比例,無法求得穩定狀態時,以矩陣快速冪代替。

我們可以將現實世界中的操作抽象化,成為圖論中的操作,方便程式預測,下表為現實世界中的操作與圖論中的操作對照表。

圖論上的操作	現實世界的意義
從圖上的任意一個點出發	第一天先隨便點一道菜
經由任意一條邊	經過了一天
到達圖上的另外一個點	第二天點了另外一道餐
經過一個自環	經過了一天,決定要吃同一道菜
到了同一個點	第三天點了同一道菜

1. 鄰接機率矩陣

對於任意有向圖,將(節點 i 到節點 j 所有邊的數量)/(節點 i 的出度),寫入矩陣中的 M_{ij} ,則 M^n_{ij} 之值為從節點 i 移動 n 步後到達節點 j 的機率。



上圖為點餐圖,邊旁邊的數字為重邊的數量,下表為該圖的鄰接矩陣,鄰接矩陣 K_{ij} 之值為節點 i 到節點 j 所有邊的數量。

	韓式拌飯	烤肉飯	燒肉飯
韓式拌飯	3	3	1
烤肉飯	5	6	5
燒肉飯	1	0	2

上表為該圖的鄰接矩陣 K ,下表為鄰接機率矩陣,其中 $M_{ij}=K_{ij}/\sum_{k=1}^nK_{ik}$, M_{ij} 為從 節點 i 移動到節點 j 的機率為多少。

	韓式拌飯	烤肉飯	燒肉飯
韓式拌飯	1/3	1/3	1/8
烤肉飯	5/9	2/3	5/8
燒肉飯	1/9	0	1/4

對於矩陣 M_{ij}^2 ,我們可以得知 $M_{ij}^2 = \sum_{k=1}^n M_{ik} M_{kj}$,即為從節點 i 經過任意節點 k 再到達節點 j 之機率和,同時也為從節點 i 到移動兩步到達節點 j 的機率。

2. 馬可夫矩陣

對於點餐向量 K , K_i 代表原先 i 餐佔所有餐的比例,若 $KM^n=K'$,則 K_i' 代表經過 n 天後 i 餐的比例。我們定義 $K^{(i+n)}=K^iM^n$,而且經過多次轉移之後, K 會漸漸趨近於一個穩定狀態,則我們可以得到方程式 K:=KM 。

此時,我們稱呼K為矩陣M的穩定狀態。

3. 求穩定狀態

我們有兩種方法可以求穩定矩陣,第一種叫做「反矩陣解聯立」,第二種叫做「矩陣快速幂」,下表比較了兩種方法的優劣。

	反矩陣解聯立	矩陣快速冪
優點	能夠求出真正的穩定狀態	保證有輸出值
缺點	不一定能夠求出穩定狀態	只能求出近似穩定狀態

在反矩陣解聯立無法求出穩定狀態時,我們使用矩陣快速冪作為替代方案,由於矩陣快速冪有一定的機率會失準,我們選擇多求出幾個近似的穩定狀態,再將各個近似狀態平均,藉此取得較為精準的穩定狀態。

(1). 反矩陣解穩定狀態

根據穩定狀態的定義 K := KM,我們可以得到下列聯立方程式。

$$K_{i} = \sum_{j=1}^{n} K_{j} M_{ij}$$

化簡後得

$$P_{ij} = \begin{cases} M_{ij} - 1, & i = j \\ M_{ij} & , 0 = \sum_{j=1}^{n} K_j P_{ij} \end{cases}$$

對於聯立方程組有以下性質,W 為給定的係數矩陣,C 為給定的值矩陣,S 為未知數矩陣。

$$C = WS$$
, $S = W^{-1}C$

將 P^T 視為方程式中 K 的係數,且 $1 = \sum_{i=1}^n K_i$,我們得知有一行方程式無用,於是可以得到下式。

$$W_{ij} = \begin{cases} 1, & i = n \\ P_{ji}, & C_i = \begin{cases} 1, & i = n \end{cases} \end{cases}$$

$$K = W^{-1}C$$

於是我們可以求得穩定狀態 K ,不過並不是每一個 W 都有反矩陣,於是我們使用矩陣 快速冪作為替代方案。

(2). 矩陣快速冪

矩陣乘法具有結合律,並根據下列二式,我們可以得知只需要在 $O(\log N)$ 的時間內就能得知 M^n 的值。

$$Z_{i+1} = Z_i^2, Z_1 = M, 1 \le i \le \lfloor \log n \rfloor$$

$$M^n = Z_{\lfloor \log n \rfloor} M^{n-2^{\lfloor \log n \rfloor}}, n \in N^+$$

Q 為任意機率向量,給定越大的數字 n ,求出來的向量越接近穩定狀態,給定數列 N ,共有 P 個元素,其中 N_i 為一個隨機整數,且界於 N_{min} 與 N_{max} 之間。

$$N_{min} \le N_i \le N_{max}$$
, $1 \le i \le P$

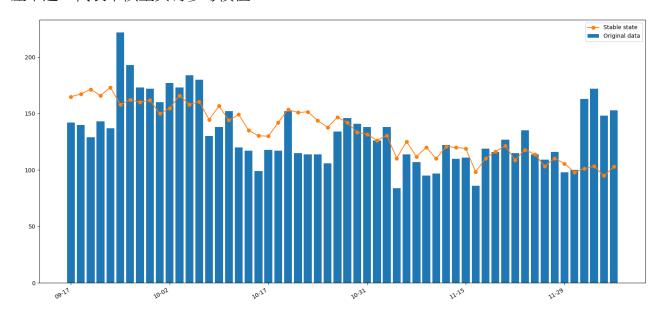
$$K = (\sum_{i=1}^{P} QM^{N_i})/P$$

該演算法的時間複雜度為 $O(P~log~N_{max})$,使用越大的 P 與越大的 N_{min} 以及 N_{max} ,預測出來的 K 越接近穩定狀態,模型預設 $N_{min}=10^7, N_{max}=10^{10}, P=10^3$ 。

4. 輸出圖表

下圖為比例模型對便當類的輸出圖,折線為比例模型,直方為實際資料。

折線上每一個點的值,為當天總數乘上穩定狀態的比例,模型的預測值大致與實際值相 差不遠,代表本模型具有參考價值。



(三)、數量模型

設計數量模型旨在於使用數學模型來預測總餐數會有多少份,數量模型的核心為 logistic 模型,我們對每個人建立一個 logistic 模型,再使用統計演算法求出總餐數約有多少份。

1. logistic 模型

logistic 模型最主要的函數為 sigmoid 函數,如下。

$$F(x) = Sigmoid(x) = 1/(1 + e^{-x})$$

將輸入先經過線性變換,再交給 sigmoid 進行輸出,定義 M 為線性變換用的向量, X 為輸入的向量。

$$Q = \sum_{i=1}^{n} M_i X_i, F(M, X) = F(Q) = 1/(1 + e^{-Q})$$

一組訓練用的資料為輸入值 \hat{X}_i 以及輸出值 \hat{Y}_i , \hat{Y}_i 為一個布林值,只會是 1 或是 0 ,我們可以寫出損失函數如下。

$$Cost(M, \widehat{X}, \widehat{Y}) = \sum_{i=1}^{n} \widehat{Y}_{i} \log F(M, \widehat{X}_{i}) + (1 - \widehat{Y}_{i}) \log(1 - F(M, \widehat{X}_{i}))$$

可以得知損失函數越大,該模型精確度就愈高。

我們無法找出一個 M 使得損失函數最大化,但是可以使用最大似然估計來估測 M , k 為偏差倍率,偏差倍率越大,模型訓練越快,越容易錯過最佳解;偏差倍率越小,模型訓練越慢,越容易找到最佳解。

下式為迭代方程式,Cost' 為Cost 對M 的偏導函數。

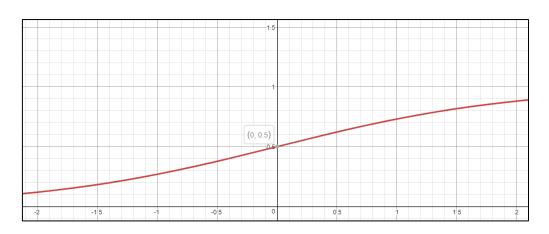
$$M^{(i+1)} = M^{(i)} + kCost'(M^{(i)}, X, Y)$$

當 Cost' 趨近零時

$$M := M + kCost'(M, X, Y)$$

經過大量迭代之後,我們可以得到向量M。

對於輸入值 $X_1 = X_2 \dots = X_n = 0$,線性變換後的結果必為零,sigmoid 的輸出值必為 0.5,如下圖。



這樣的模型很明顯不是我們想要的,所以我們需要一個常數來修正模型,其中 ϕ 為一個常數,將模型修正如下。

$$G(M,X) = F\left(\varphi + \sum_{i=1}^{n} X_{i}M_{i}\right)$$

我們使用下列方法來求出 φ ,其中 $ar{M}$ 為線性變換參數。

$$\overline{X}_i = \begin{cases} 1, & i = n+1 \\ X_i \end{cases}$$

$$F(\overline{M}, \overline{X}) = F\left(\sum_{i=1}^{n+1} \overline{X}_i \overline{M}_i\right)$$

使用最大似然估計來估測 \overline{M} ,再將 \overline{M} 還原成 M 與 φ 。

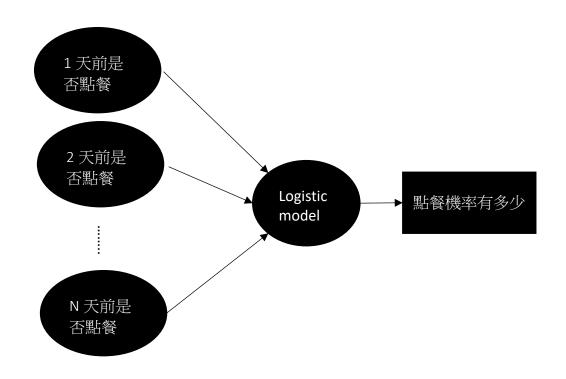
$$M_i = \overline{M}_i, 1 \le i \le n$$

$$\varphi = M_{n+1}$$

我們可以獲得較為精確的 logistic 模型,模型的訓練時間複雜度為O(CVN),模型預測一組資料的時間為O(V),其中C 為迭代次數,V 為輸入的向量大小,N 為訓練資料數量。

2. 決策模型

決策模型只能預測特定一個人,模型會根據他之前的點餐行為,預測他今天是否會選擇 點餐,以下是模型的輸入輸出圖,我們可以用點餐序列作為模型輸入。



本模型具有一定的規律鑑別能力,像是很多人是禮拜二家裡會準備便當,所以就不會訂購學校的便當,模型能夠偵測出這個人禮拜二通常都不會點餐,宏觀模型沒辦法達到這一點。

以下是一個三循環的測試資料,我們將這組資料交給決策模型進行訓練。

日期	1	2	3	4	5	6	7	8	9
是否點餐	1	0	0	1	0	0	1	0	0

以下是決策模型的訓練成果,模型最後一項的線性變換參數為φ。

	M_1	M_2	M_3	M_4	M_5	M_6	Loss
N=1	正相關	無相關	-	-	-	-	-3.37602795
N=2	正相關	正相關	負相關	-	-	-	-0.03053806
N=3	正相關	正相關	負相關	負相關	-	-	-0.00921238
N=4	正相關	正相關	負相關	正相關	無相關	-	-0.00816815
N=5	正相關	正相關	負相關	正相關	正相關	無相關	-0.03469504

負相關代表「該值愈大,輸出值越接近零」,正相關代表「該值愈大,輸出值越接近一」,不相關代表該輸入與輸出幾乎無關聯性,Loss 為損失函數值。

由上表我們可以得知,取太大或是太小的 N 容易無法判斷模式,模型預設 N=7 ,因 為一個禮拜有七天,大多數的規律都是七天一個循環。

4. 統計演算法

我們想要知道有幾個人點餐的機率最高,我們將甲生點餐的事件寫成 A_1 ,甲生不點餐的事件寫成 A_1' ,總共有 i 個人點餐的事件寫成 N_i 。

$$P(N_0) = P(A'_1 \cap A'_2 \cap ... \cap A'_n)$$

$$\mathsf{P}(\mathsf{N}_1) = P((A_1 \cap A_2' \cap ... \cap A_n') \cup (A_1' \cap A_2 \cap ... \cap A_n') \cup ... \cup (A_1' \cap A_2' \cap ... \cap A_n))$$

求出每一項 N 需要 $O(2^n)$,我們可以想成每個人只有點餐跟不點餐這兩個選項,枚舉每一種狀態,再將所有機率加總。演算法的時間複雜度不甚理想,我們需要對演算法優化。

我們使用 DP 來進行優化,優化之後只需要 $O(N^2)$ 的時間複雜度,效率大幅提升,以下 是 DP 的號迴關係式。

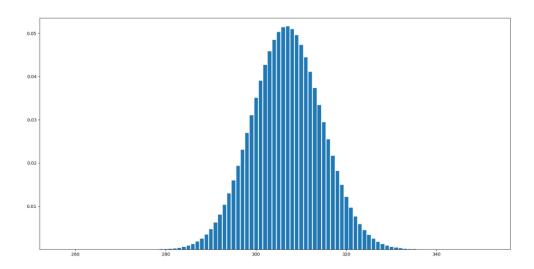
$$N_{j+1} = M_{j+1}(1 - A_i) + M_j A_i$$

$$M_0 = (1 - A_1), M_1 = A_1$$

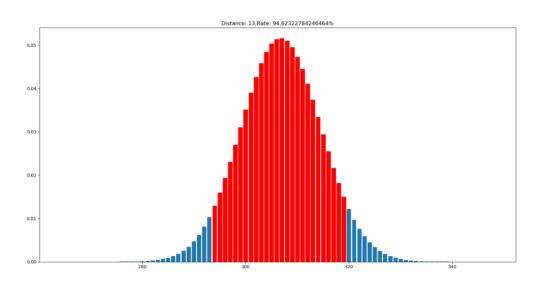
每次執行完迴圈後N的值會賦予M,最後得到的N就是結果。

5. 輸出圖表、信心水準

下圖為數量模型的輸出,很明顯的這是常態分佈的資料,我們將峰值 μ 視為模型的輸出值,本圖的峰值為 308 份餐。



下圖紅色區域為峰值上下 13 份餐,紅色區域加總約為 94%。



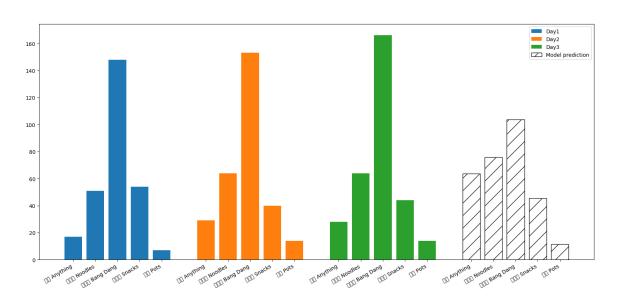
下表為模型的信心水平與信賴區間,我們保守估計數量模型在信賴區間正負十五份餐,有 94% 的信心水平。

信心水平	72%	83%	87%	91%	94%
信賴區間	[μ-8 , μ+8]	$[\mu$ -10 , μ +10]	$[\mu$ -11 , μ +11]	$[\mu$ -12 , μ +12]	$[\mu$ -13 , μ +13]

(四)、預測模型

比例模型可以得出比例,數量模型可以得出總數,再經由下面公式即可獲得每個分類的 數量預估值。

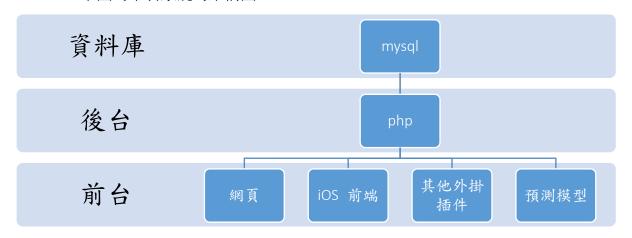
下圖為預測模型的輸出,與前三天的資料進行對比,每一種顏色代表一天的資料,每一個長條代表一種類別的數量,虛線代表預測值。



我們可以看到數量模型預測的總數與實際資料相差不遠,而比例模型預測的比例與實際資料相較平緩,因為比例模型取得鄰接機率矩陣時取平均,所以比例模型輸出值較不突出。

伍、目前研究結果

下圖為午餐系統的架構圖。



一、午餐系統

本系統在板橋高中已經成功推行,多數使用者皆有正面評價,系統總計有三萬筆訂單, 約有一千個活躍使用者。

使用系統前,點餐採不記名制,少數學生會忘記自己點了什麼,於是亂拿別人的餐;使用系統後,點餐採實名制,亂拿別人的餐很容易就會被抓到,在系統上也能看到自己點了什麼餐,避免再有學生亂拿別人的餐。

總表對廠商而言是流程上的革新,總表的發明使得每個員工的平均效率大幅提升;電子 化帳本省去了廠商手工對帳的麻煩,而且系統產生的電子帳本比手工對帳更為精確;原先廠 商跟學生收錢需要開兩個窗口,各收半個小時,使用系統後只需要開一個窗口,收十分鐘就 結束了,不只節省了學生的時間,也節省了廠商的時間。

二、預測模型

預測模型能夠給予廠商一個判斷依據,廠商的供應量一定不能少於學生的需求量,但是 準備過量餐點只會造成浪費食材,如何取捨一直都是廠商的一大難題。

預測模型給給予了廠商一個量化、有根據的判斷方式,純憑第六感估計該準備多少餐不 夠精確,使用數學模型能夠給予一個量化,而且有根據的預測值,方便廠商預測明天該準備 多少餐,避免製作過量餐點導致廚餘浪費,也降低廠商的食材成本。

陸、參考資料及其他

板橋高中資訊培訓講義

StackOverflow

Logistic regression https://blog.csdn.net/SzM21C11U68n04vdcLmJ/article/details/78221784
午餐系統 https://dinnersystem.ddns.net