

基於 DBSCAN 演算法之電力資料異常分析

陳宜岑

國立中興大學

資訊科學與工程學系

w102056007@nchu.edu.tw

范耀中

國立中興大學

資訊科學與工程學系

yfan@nchu.edu.tw

摘要

現今日漸嚴重的全球問題在於能源的使用上已出現供需的困難以及在製造能源中對於環境的深遠影響，所以必須盡快找到可以提高能源效率的方法。目前人們所知道的方法就是需使用可再生能源以及找出有效限制來減少能源的消耗，本論文主要研究可以找出過度能源消耗的方法，此方式以達到提高能源效率為目標。此論文以同一時間點(例如 12:00AM)而不同日期(例如 2015/2/1~2015/12/31)中找出異常值。實驗過程是使用國立中興大學理學大樓內每層樓所蒐集使用電力記錄下的數據資料，加上資料探勘中所的分群之演算法 DBSCAN 演算法找出一般常態時的用電範圍及分群，若不在分群內的資料值，亦可能異常用電值，即可在超過分群範圍時通知異常或是限制其用電消耗等，來達到防止過度能源消耗的方法。

關鍵詞：能源效率、DBSCAN (Density-based spatial clustering of applications with noise)演算法、智慧電表、電力使用量、分群。

Abstract

Today's increasingly serious global problems have been caused by the difficulties of supply and demand in the use of energy and the far-reaching impact on the environment in the production of energy. The way people know is the use of renewable energy and find effective restrictions to reduce energy consumption, this paper mainly studies the method can find out the excessive energy consumption, the way to improve energy efficiency as the goal. This paper identifies outliers at different time points (e.g., 2015/2/1~2015/12/31) at the same time point (e.g., 12:00AM). The experimental process is the use of Science in the building of each floor collected using power to record the data of National Chung

Hsing University, plus the data clustering mining algorithm DBSCAN algorithm to find the general norm of electricity and clustering, if not in the clustering in data values, may also be abnormal electricity value you can, over the scope of clustering is to limit its notice of abnormal or electricity consumption, to prevent excessive energy consumption.

Keywords: Energy Efficiency, DBSCAN (Density-based spatial clustering of applications with noise)Algorithm, Smart Meter, Power Usage, Clustering.

1. 前言

現今日漸嚴重的全球問題在於能源的使用上已出現供需的困難[3]以及在製造能源中對於環境的深遠影響[10]。電對於現在的人來說，就像是財富一樣，用的多卻不易保存，在努力開發其他無污染發電技術之前，要先做的就是節約能源。依據台電指出，每年的5月下旬之後氣溫節節升高，電力也成正比的消耗，以致於台灣電力公司必須加速風力、太陽能等綠能發電及推動節能負載管理等措施，例如用電電費的價差(夏月電價)。依照目前每棟大樓的用電記錄大多數都是用傳統機械電表或是電子式電表所記錄，而在2015年，台電已公布在2017年啟動更換智能電表，紀錄用戶在不同時間的用電情況。紀錄這些資料後，累積下來的數據可以分析出相當有價值的資訊，因為科技的快速進步以及成本參數會讓電力消耗有一定降低的效果。基本上要達到提高能源效率(Energy Efficiency)的目標，需使用可再生能源以及找出有效限制來減少能源的消耗。

何謂能源效率？能源效率是管理和抑制能源消耗增長的一種方式。如果能夠為相同的能源輸入提供更多的服務，或者相同的服務用於更少的能源輸入，則能源效率更高。例如，當螺旋式螢光省電燈泡(compact fluorescent light, 簡稱 CFL)燈泡使用比白熾燈泡少的能源

(三分之一到五分之一)產生相同量的光時，CFL 被認為是更節能的。目前有許多的國際組織都非常重視這一類領域的技術開發，像是美國能源部-能源訊息管理局(Department of Energy – Energy Information Administration, DOE/EIA)及歐洲能源委員會(Energy European Commission, EEC)等都發表了相關的行政命令。

目前台灣電力公司主要的需求在於「能源經濟」，迫切解決時間電價、防止竊電等問題，減少電力的產生、配送耗損與電力使用，達到降低電力需求與發電廠的成本。另外 Google 與微軟亦積極投入，主要取得用戶用電資料，以機器學習與人工智慧等技術分析，進而達成能源管理的目標。不論是台灣電力公司還是 Google，主要的目標都是鼓勵用戶改變使用電的行為模式。智慧電表記錄了你用電的資料後，你可以從電腦、網頁或手機的 APP 知道家裡即時用電的狀況，可能還會幫你預估電費、提醒異常狀態等功能。每天的用電量都不同，要如何知道何時異常？什麼才是異常？舉例來說，一般用電環境會有一定的用電量，這些基本用電來自於電器用品持續用電(電冰箱持續運轉才能保鮮食物、熱水器定溫加熱)或是用戶不會把使用完畢的電器插頭拔下(電風扇、檯燈、電視)。前者是有作用的持續送電；後者不是待機狀態，但因為使用者並沒把設備拆除或是將設備的插頭拔下的行為，造成電力消耗，加總這些電力消耗，就是用電環境的基本電量。在使用者行為皆有慣性的狀況下，用電量也不會差異過大的問題發生。但若有同時忘了關閉冷氣、開了電視、烤箱加熱等異常使用時，就會超出常態用電與基本用電的範圍，一旦有異常通知，可以警示用戶察看，一來可以省下不必要的用電，二來可以避免用電事故的發生。

有鑒於此，基於用戶用電模式的比對，找出合理範圍及異常狀態。近年來已經不少相關技術投入研究，例如[1]中提出利用支撐向量機(Support Vector Machine, SVM)來建置出模型辨識技術，應用在辨識合理用電。或是[2]研究出一套家用型電力自動讀錶(AMR)系統，由 dsPIC30F4011(MCU)針對電壓訊號與電流訊號，利用 RS-232 及電腦監控各設備用電量，以即時方式量測，當發現異常時做出斷電行為。[9]提出了一種 SBS 新方法，用在找出異常設備行為和正確使用模式的方法；[13] 提出了一種新的方法非技術損失 (NTL) 分析法來改進的分類性能和提高結果的準確性，與其他

分類技術(例如 SVM 算法)進行比較後證明是較好的。

依照舊有的方法皆具備一定有效可以找出用電時的異常值，但都需做前置作業及加裝其他設備來蒐集單一設備在設定的一段時間內用電資料量，這都會造成時間與成本上的消耗。在本論文中，所運到用的是智慧電表，其技術日漸進步，不需在每個設備上掛載監測設備來取得資料，只在智慧電表裡運用演算法及程式來分析即可得知異常值。在本研究論文中提出一個方式，運用大樓各層或用戶的用電量，使用 DBSCAN 演算法(Density-based spatial clustering of applications with noise)，利用資料分佈的密度做聚類，不用一段時間，而是用資料之間的關係為基礎，將一堆在密度範圍內的資料組成一個集合。

在 21 世紀的人們，一天的開始與結束都已經離不開電這個能源，但要生產電是需要消耗更多資源，與其使用核能、火力等耗能型發電，不如找出什麼時候造成電力的浪費。依電力使用最多的就是大樓及住宅，以此為例來找出什麼時間點有異常的用電量，而用什麼來發現異常值，就是用每個用戶端必有且必裝的電表。

現在的電表逐漸依法規定汰換成智慧電表，而智慧電表的優點就是可以加入演算法後計算出各個時間的用電量並分析其資料。本研究以 DBSCAN 的演算法來推算出異常值，為了找出異常值，過去有人提出的方法是在每個設備加裝另一個監測設備來做到監控電力的使用狀態，即可省下監控設備的成本費用，亦不用加上安裝人力及維護人力的費用。

本論文的架構如下：第二章為文獻探討，第三章說明我們提出的方法，第四章為實驗結果與分析，第五章為結論。

2. 文獻探討

[7]提出多標準決策模型來建議最佳解決方案，根據某一組標準進行評估，包括建築物年度的能源消耗及、二氧化碳排放量等因素，根據這些標準來進行決策者偏好的調整，並且優化出最佳的解決方案方法。[8]研究以商業大樓為基礎，利用精準地量測消耗數據及自動監控來提出建議的改善行為，透過用戶的積極行為模式來做到能源管理的需求。[12]則是透過馬爾可夫決策模型(Markov Decision Model, MDM)以建立其模組系統來替代用戶在能源消耗上的管理及控制。[11]利用建立 Supervisory

control and data acquisition (SCADA)系統，透過蒐集到不同的類型的訊息做分析後，建立建築能源管理系統來約束用戶的能源使用量最小化。[14] 提出了基於資料挖掘的決策支援系統 (Decision Support Systems, DSS)，以提高能源效率的建設，主要目標是如何自動且有效地檢測建築中的能源效率異常。

[1]提出一種 SVM 辨識技術，建立用戶合理用電模型進而算出用戶用電之模式，並對各類型用戶進行資料分類與辨識，找出異常值即判定為違章用電戶。[2]中則是設計並實作出一套家用型電力自動讀錶 (AMR) 系統，利用 dsPIC30F4011(MCU)、固態電驛(SSR)、電流感測器(CT)及分壓電路等設計後使用，取得使用者使用電器時的電壓與電流等用電資訊，當用電發生異常時可隨時斷電。

3. 研究方法

本章主要說明本研究的架構與分析方法。於章節 3.1 中，我們介紹資料集來源與收集。而於章節 3.2 中，敘述了資料集的內容與處理方法。章節 3.3 中引用了 DBSCAN 演算法 [5][4][15][6]，來推測出異常值。本研究提出了使用 DBSCAN 判斷異常值。先把收集到的資料集做預處理後，運用 DBSCAN 演算法，判斷出異常值，如圖 1。

表 1. 理學大樓 8 樓整點之用電量資料集 (2015/07/01 AM00:00~AM10:00,)

時間	Watt
2015-07-01 00:00:00	15122109.75
2015-07-01 01:00:00	12911325.65
2015-07-01 02:00:00	13125448.79
2015-07-01 03:00:00	13060500.07
2015-07-01 04:00:00	13057961.46
2015-07-01 05:00:00	12978214.59
2015-07-01 06:00:00	12776329.74
2015-07-01 07:00:00	14045390.06
2015-07-01 08:00:00	24066295.62
2015-07-01 09:00:00	29151723.23
2015-07-01 10:00:00	31569326.09

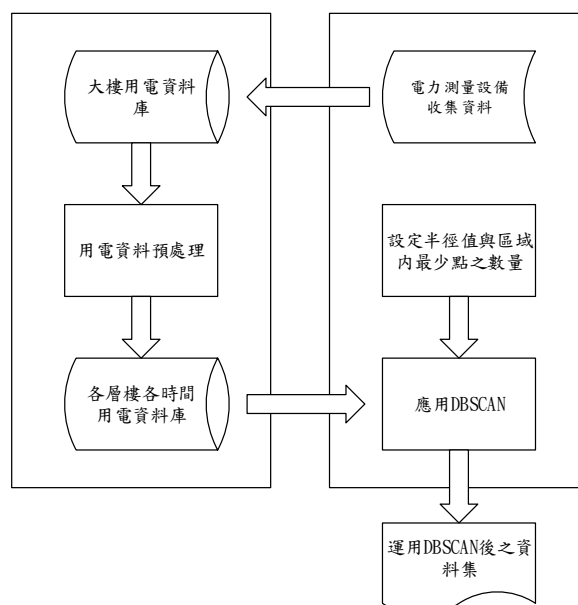


圖 1、研究流程

3.1 資料集來源與收集

本研究所使用的資料來自中興大學資工系范耀中教授開發之電力量測設備，主要目的近年來學校用電量節節上升，卻無法得知問題為何。故中興大學資工系范耀中教授提出專案。為了得知各樓層之用電資料，以中興大學資工系所在的理學大樓所蒐集的電力資料為資料集，理學大樓共分為十層，各有不同的辦公單位、研究室與教室所組成。因為原本使用的電錶是傳統式的機械電錶，對於用電狀況都只能就單一數據得知，並沒有辦法判斷電力使用情形與異常值預測，也就無法得知電力是消耗在哪？浪費在哪？

有鑒於此，為了要做到對電力的開源節流，所以提出了使用簡易的智慧電錶，並蒐集整年度的用電訊息後進行用電實驗來證實提出的方法是可找出異常值。所安裝的簡易智慧電錶從 2015 年 2 月開始運作至 2016 年 1 月，每層樓共計 12 個感測器記錄各用電分區之個別每秒鐘用電資料，電力監控範圍亦涵蓋辦公單位、研究室與教室。

透過於中興大學理學大樓所建立之電力監控資料集，都是每層樓使用者用電的依據，且電力消耗的使用主要是來自於理學大樓裡各單位的使用者，而電力資料上的趨勢與變化在背後都隱含著各式各樣的事件。

3.2 資料集與預處理說明

依據各層樓安裝新的電力量測設備以每秒

取一筆資料，收集到大量的用電資料。在電力量測設備的使用上，因為每秒的資料傳輸，亦會造成設備負載過大，可從資料集中觀察到有些電力數據資料為電力量測設備故障或是當機造成資料遺失或不正常(設備當機，資料卡在同一數值)。

因資料過於龐大，所以在初步的實驗中，我們取出 8 樓的每天每小時用電資料，如表 1。如上述，因設備亦有可能故障或資料不正常，所以先做資料之預處理，若用電資料為空(φ)或是上一筆資料與下一筆資料為一致的數據也做排除(電力消耗不同的時間不可能為一致，因為使用者使用的電器、使用者的多寡等因素會造成電力消耗的影響，且本研究所取得的資料值取到小數點第二位，要前一小時與後一小時的電力消耗一模一樣之機率性不大)，找出預處理需排除之資料，當天資料則完全刪除不使用。排除不正常資料之後，可從圖 2 中看出每天的用電資訊似乎有規則性，圖 2 表示 2015 年 7 月 1 日到 7 月 4 日的全日用電量，從 x 軸的時間早上 1 點到早上 9 點，四天的用電量有三天的曲線圖可以明顯的看出有一定的相似度。但是時間變數並不是在這個實驗的考慮中，所以我們再把資料數據切割到固定的時間點，如圖 3。

圖 3 是理學大樓 8 樓從 2015 年 2 月 1 日到 2016 年 1 月 31 日每天晚上 12 點的所有用電分佈圖，x 軸是用電量，y 軸是日期點(2015 年 2 月 1 日編號為 1，2015 年 2 月 2 日編號為 2，以此類推)。從圖 3 可看出在同一時間點，電力的分佈卻有很大的落差，舉例來說，同是晚上 12 點，2015 年 2 月 1 日到 2016 年 1 月 31 日，最大用電量是 298.13 萬瓦(在圖 3 最右下邊的圓點)，最小用電量卻是 45.74 萬瓦(在圖 3 左上邊的圓點)，兩者相差了 252.40 萬瓦，這是非常不尋常的狀況。因此，在本研究中，利用了 DBSCAN 的方法找出異常值與常態用電量，流程如圖 4。首先，把蒐集到的資料做資料的過濾篩選，也就是圖左上的資料預處理；之後，將預處理完畢的資料依照各樓層、每個時間點分切為各資料表，建立資料庫；再來就是運用 DBSCAN 演算法，在運用 DBSCAN 演算法前，需先輸入設定好的半徑值與區域內最少的數量，並開始做聚類的分類。DBSCAN 可分出在區域內半徑值的密度若高於設定值，則這個分群是成立的；但區域內半徑值的密度若低於設定，此範圍內的值之分群編號為 0，即為異常值。

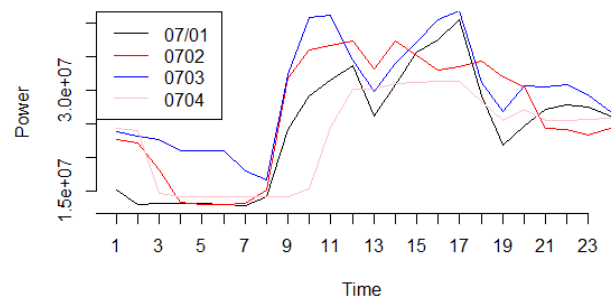


圖 2. 理學大樓 8 樓 2015/07/01~2015/07/04 整點用電量折線圖(x 軸為 0 點到 23 點之時間軸；y 軸為消耗電力之瓦數)

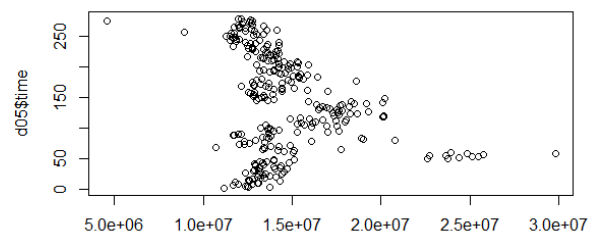


圖 3. 理學大樓 8 樓 2015/02/01~2016/01/31 晚上 12 點用電量點陣分佈圖(x 軸為電力使用的瓦數值；y 軸為日期的編碼，例如 2015 年 2 月 1 日為編碼 1、2015 年 2 月 2 日為編碼 2)

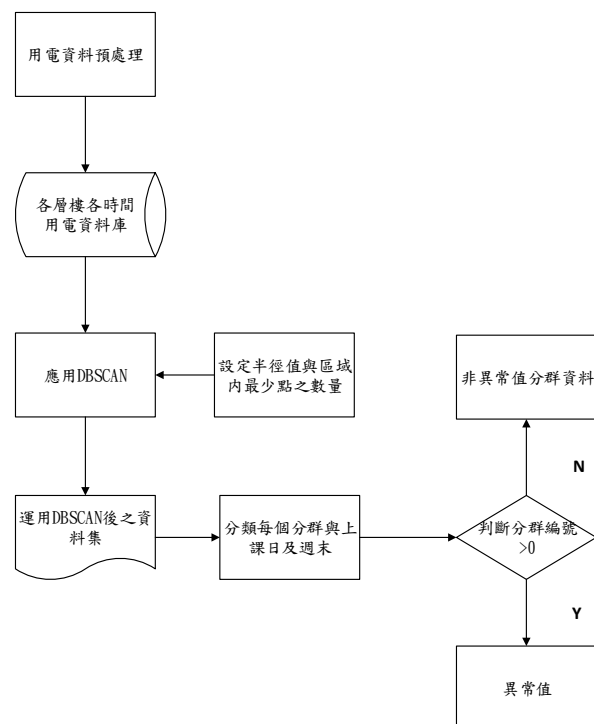


圖 4. 預處理後續流程圖

3.3 DBSCAN 演算法

從已處理完畢的資料分佈圖(圖 5)可看出，同一時間點的電力使用有群集的分群，故在本研究中以聚類的方法來找出異常值。

DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)是一種以密度為基礎的空間聚類演算法。此演算法將具有一定密度的區域分為簇，並且在空間資料集中發現其任何形狀的簇，將簇定義在密度相近的最大集合。DBSCAN 演算法的優點是聚類速度快，並且能有效處理任意形狀的空間聚類，因為 DBSCAN 是用密度的概念，找出聚類空間中一定範圍目標(點或是其他空間之目標)的數量不小於給定的範圍值。

表 2.DBSCAN 演算法

演算法：

輸入：

D：具有 N 個對象的資料集

ε ：半徑參數

MinPts：區域內最少點之數量

輸出：基於密度分群的集合

方法：

1. 標記所有對象為 unvisited
2. Do
3. 隨機選一個 unvisited 對象 p
4. 標記 p 是 visited
5. If p 的 ε -區域至少有 MinPts 個對象
6. 新建一個新的分群集合 a，並把 p 加到 a 集合中
7. 令 i 是 p 的 ε 區域中對象集合
8. For i 中的每個點 p
9. If p = unvisited
10. 標記 p 是 visited
11. If p 的 ε 區域至少有 MinPts 個對象，把此對象加入 i 中
12. 如果 p 還不是任何集合中資料，把 p 加到 a 集合中
13. End for
14. 輸出 a
15. Else 標記 p 為雜訊
16. Until 沒有標記為 unvisited 的對象

以上我們簡述 DBSCAN 演算法的運作過程，首先掃描整個資料集，找到任意一個核心點，對這個核心點進行擴充，而擴充的方法是尋找出以這個核心點附近所有密度相連的資料點。一開始會給定最大半徑範圍(Eps)與 Eps 內最小點數，就可以開始找跟這些資料點密度

相連的資料點，一直找到沒有可以擴充的資料點停止。最後聚類成的簇邊節點都會是非核心點。之後就一直重新掃描資料集，但不包含之前找到簇裡的資料點，尋找沒有被聚類的核心點，再重複以上的步驟，對核心點進行擴充到資料集沒有新的核心點為止。最後，資料集中沒有在任一個簇中的資料點就會是我們要找的異常點。DBSCAN 的演算法如表 2。

4. 實驗結果與分析

在初步的實驗中，我們把理學大樓從 2015/02/01~2016/01/31 各樓層的用電資料蒐集後匯成資料表，理學大樓共有 10 個樓層，而資料表在預處理完後建立資料庫。我們取用資工系主要使用的 8 樓用電資料做實驗，以每一小時整點做為切割點建立 24 個資料集，每個資料集可用資料為 278 筆，這些資料我們使用 R 語言與 DBSCAN 演算法計算，在這個實驗中假定的最大半徑為 500000，Eps 內最小點數設為 5 個。

我們從 2015 年 2 月 1 日到 2016 年 1 月 31 日理學大樓 8 樓的存取用電資料選擇早上 9 點與下午 3 點兩個實驗，透過 R 使用 DBSCAN 分群後的詳細說明發現特徵與找到異常值。首先，說明每日早上 9 點的用電量，用 DBSCAN 後取得實驗分析示意圖，如圖 5，可分為 7 組聚類，各點之分群資料與統計如表 3，詳細說明實驗結果如下。

群組 0 指的是不在任何群組之各異常點的總數，在圖 5 中用黑點顯示，透過 DBSCAN 的方法可找到資料集中的異常點，為此方法的主要優點之一；群組 1 指的是中間紅點區域的分群，亦是此實驗中最多資料的分群，可從分析結果得知此分群的用電資料是一般上課日時正常的用電範圍，星期六日的用電卻不常在此分群範圍內，星期六日的資料會出現在分群 1 時只在學校期中考週的星期六日或期末考週的星期六日；分群 2 指的是最左邊綠點區域，可從分析結果得知此分群也是以星期六日或是例假日的用電資料為主；分群 3 指的是分群 1 左邊的藍點區域，可從分析結果得知此分群以星期六日或是例假日的用電資料為主；分群 4 指的是分群 3 右邊淡藍區域，可從分析結果得知以星期四為主；分群 5 指分群 1 的左邊粉紅點區域，可從分析結果得知此分群的用電資料是一般上課日；分群 6 指的是分群 1 右邊黃點區域，此分群的用電資料是一般上課日；分群 7 指的是最右邊灰點區域，此分群的用電資料亦是一般上課日時間。

第二，說明每日下午 3 點的用電量，用 DBSCAN 後取得實驗分析示意圖，如圖 7，可分為 7 組聚類，各點之分群資料與統計如表 4，詳細說明實驗結果如下。

群組 0 指的是不在任何群組之各異常點的總數，在圖 7 中用黑點顯示；群組 1 指的是中間紅點區域的分群，亦是此實驗中最多資料的分群；分群 2 指的是群 1 左邊的綠點區域，可從分析結果得知此分群以星期六日或是例假日的用電資料為主；分群 3 指的是最左邊的藍點區域，可從分析結果得知此分群以星期五或

星期六的用電資料為主；分群 4 指的是分群 1 右邊淡藍區域，可從分析結果得知以一般上課日為主；分群 5 指分群 4 的右邊粉紅點區域，可從分析結果得知此分群的用電資料是一般上課日；分群 6 指的是分群 1 右邊黃點區域，此分群的用電資料是一般上課日；分群 7 指的是最右邊灰點區域，此分群的用電資料亦是一般上課日時間。

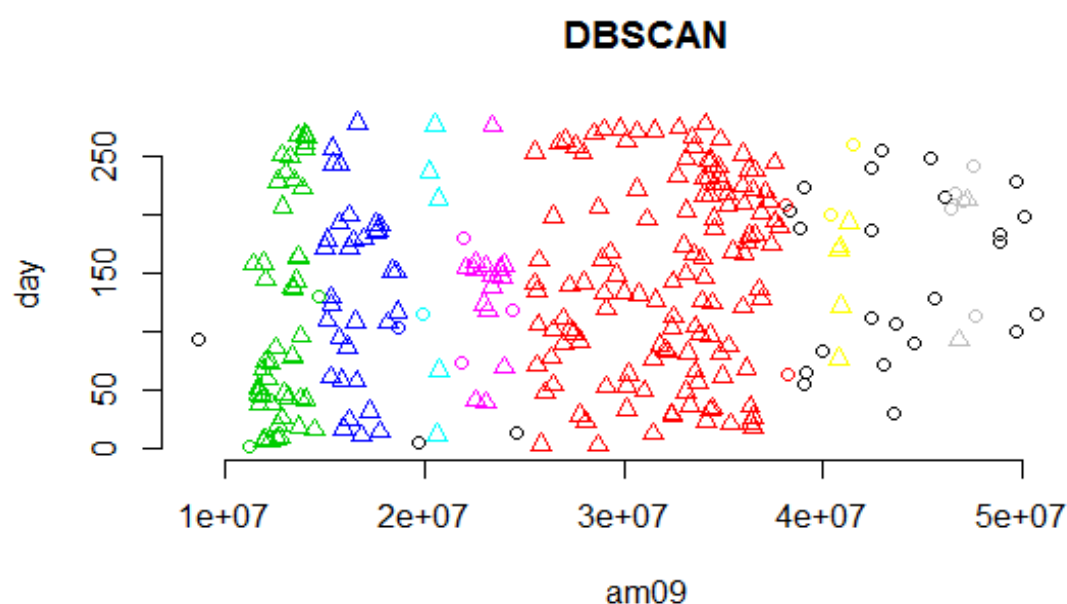


圖 5. 理學大樓 8 樓 2015/02/01~2016/01/31 早上 9 點用電量依 DBSCAN 分析之示意圖

表 3. 理學大樓 8 樓每天早上 9 點用電量
分群後各群統計

分群編號	數量
0	28
1	130
2	49
3	33
4	6
5	18
6	8
7	6

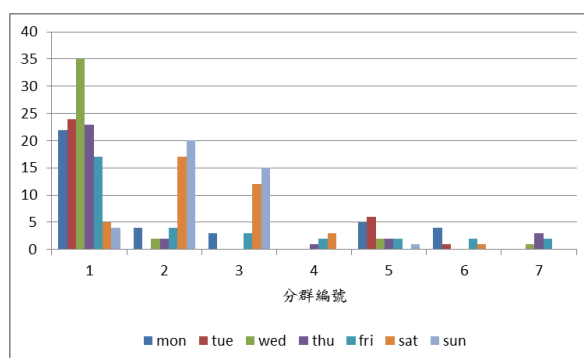


圖 6. 理學大樓 8 樓每天早上 9 點用電量各分群與週一到週日之關聯圖(x 軸是分群編號；y 軸是各分群與星期的數量)

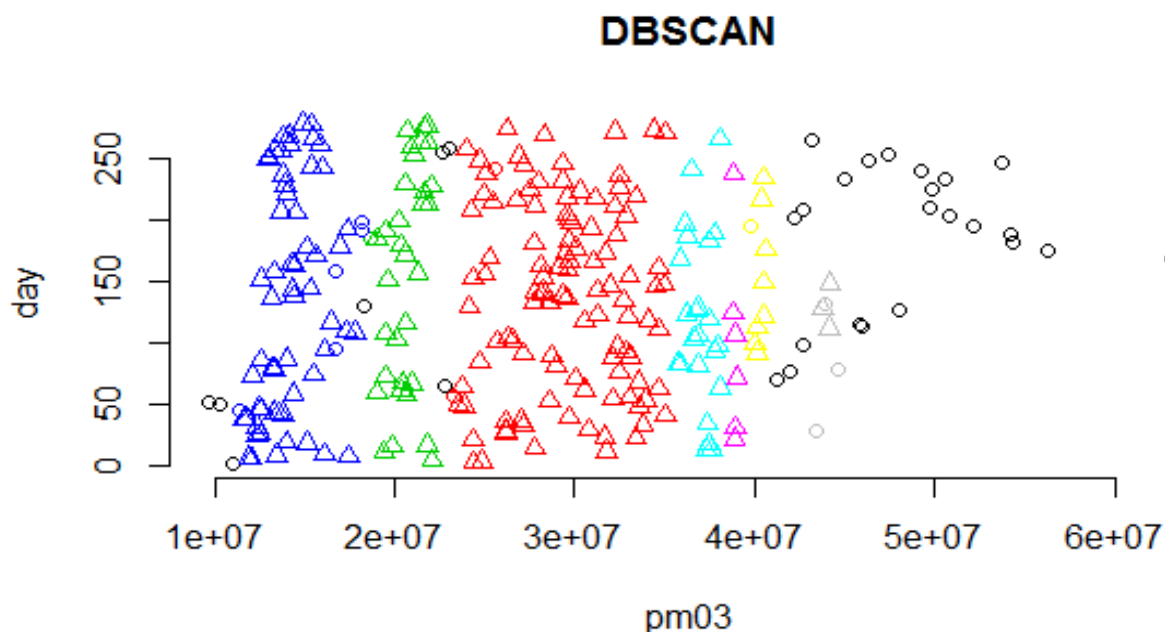


圖 7. 理學大樓 8 樓 2015/02/01~2016/01/31 下午 3 點用電量依 DBSCAN 分析之示意圖。

表 4. 理學大樓 8 樓每天下午 3 點用電量
分群後各群統計

群組編號	數量
0	30
1	108
2	33
3	63
4	23
5	6
6	9
7	6

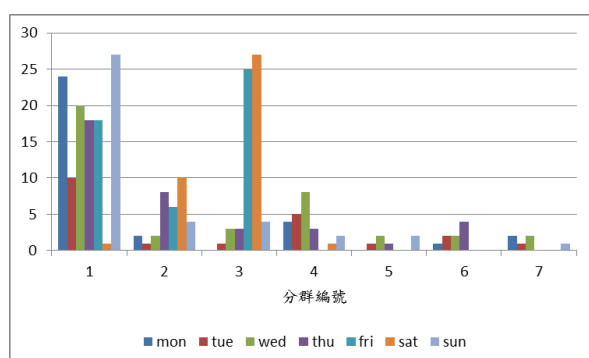


圖 8. 理學大樓 8 樓每天下午 3 點用電量各分群與週一到週日之關聯圖。(x 軸是分群編號；y 軸是各分群與星期的數量)

下午 3 點的分群 4~7 也跟早上 9 點的分群 4~7 一樣，都是常態用電範圍，缺點是無法判斷是假日或是一般上課日。黑點則是此論文所要找出的異常值，過高或過低都有可能是電力

浪費或是某個設備跳電、故障等因素所造成。透過異常值可推測用電過高或不在常態用電範圍的原因，進而去找出問題、解決問題，達到節約電力的目標。

5. 結論

得知用電資訊，對於人們在日常生活中要節能省電都是有一定的幫助，我們提出的這個方法，可以利用在智慧電表的附加功能中有效的提醒在用電的過程中是否有異常值，並利用用電的訊息亦可推測出使用者的行為模式，而這些數據能讓電力公司有效的生產電力，不會造成生產過多而浪費的能源。

參考文獻

- [1] 卓明遠、鄭淵澤，支撐向量機分類器於商業型用戶違章用電之應用. *第 31 屆電力工程研討會*, 2010.
- [2] 林威達，"居家智慧型用電管理系統." *中央大學機械工程學系學位論文* (2011): 1-67.
- [3] Belussi, L., & Danza, L. (2012). Method for the prediction of malfunctions of buildings through real energy consumption analysis: holistic and multidisciplinary approach of Energy Signature. *Energy and Buildings*, 55, 715–720. doi:10.1016/j.enbuild.2012.09.003
- [4] Daugherty, P. J., Rogers, D. S., & Spencer, M. S. (1994). Just-in-time functional model: empirical test and validation. *International Journal of Physical Distribution & Logistics*

Management, 24(6), 20-26.

- [5] DBSCAN :density-based clustering for discovering clusters in large datasets with noise - Unsupervised Machine Learning, <http://www.sthda.com/english/wiki/dbscan-density-based-clustering-for-discovering-clusters-in-large-datasets-with-noise-unsupervised-machine-learning>
- [6] DBSCAN Clustering principle <http://www.jianshu.com/p/e8dd62bec026>
- [7] Diakaki, C., Grigoroudis, E., Kabelis, N., Kolokotsa, D., Kalaitzakis, K., & Stavrakakis, G. (2010). A multi-objective decision model for the improvement of energy efficiency in buildings. *Energy*, 35(12), 5483-5496.
- [8] Escrivá-Escrivá, G. (2011). Basic actions to improve energy efficiency in commercial buildings in operation. *Energy and Buildings*, 43(11), 3106-3111.
- [9] Ester, M., Kriegel, H. P., Sander, J., & Xu, X. (1996, August). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *Kdd* (Vol. 96, No. 34, pp. 226-231).
- [10] Ester, Martin, et al. "A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise." *Kdd*. Vol. 96. No. 34. 1996.
- [11] Figueiredo, J., & da Costa, J. S. (2012). A SCADA system for energy management in intelligent buildings. *Energy and Buildings*, 49, 85-98.
- [12] Klein, L., Kwak, J. Y., Kavulya, G., Jazizadeh, F., Becerik-Gerber, B., Varakantham, P., & Tambe, M. (2012). Coordinating occupant behavior for building energy and comfort management using multi-agent systems. *Automation in construction*, 22, 525-536.
- [13] Li, Xiaoli, Chris P. Bowers, and Thorsten Schnier. "Classification of energy consumption in buildings with outlier detection." *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 57.11 (2010): 3639-3644. Blanchard, B. S., *Logistics Engineering and Management*, 5th ed., Prentice Hall, 1998.
- [14] Peña, M., Biscarri, F., Guerrero, J. I., Monedero, I., & León, C. (2016). Rule-based system to detect energy efficiency anomalies in smart buildings, a data mining approach. *Expert Systems with Applications*, 56, 242-255.
- [15] V. N. Vapnik, *The Nature of Statistical Learning Theory*, Springer-Verlag, New York, 1995