

利用 Suffix Tree 進行網路服務需求預測之探討

湯政仁 戴妙如 李宜亭

大同大學通訊工程研究所

林政廷 宋鴻鈞

台灣工業技術研究院

ctang@ttu.edu.tw, d9610002@ms2.ttu.edu.tw, d9810001@ms.ttu.edu.tw Tim_lin@itri.org.tw, DavidSung@itri.org.tw

摘要? 對於高可用性叢集系統的電腦機房而言，溫度的變化是機器運轉發熱後所造成的現象；其原因在於叢集內正在運轉的機器的電源效率、機器的運轉狀況、機器的工作情形等等。而目前決定上述各發熱因素的方式，則是由機房人員根據業務需求、客戶連線需求情況等等利用經驗法則予以控制。一個網路服務業者，為了保證客戶需求均能滿足，經常同時啟動所有計算單元進入『服務』狀態，而依據該計算單元的平均持續工作時間(MTTF, Mean Time To Failure)以及平均修復時間(MTTR, Mean Time To Repair)，額外的備援計算單元也會啟動在『待機』(Standby)狀態。使用節能伺服器對於此問題的解決並不具經濟效益，因為節能伺服器的單價高昂，超越了電費降低所能帶來的效益，對於商業運轉客戶並不具任何誘因。由於網路服務業必須保證其客戶需求任何時刻均能滿足，因此經驗上會以服務所需的最大需求容量作為基本的運轉數量。然而，網路上的需求並不是隨時都在滿載的情況；實際的運轉需求可能是最大需求量的極低比例；換句話說，網路服務業者的用電費用，或是能源使用消耗都有極大比例是無端浪費的。本研究探討各種預測模型，並採用其中能有效建出預測用之資料結構的 Suffix Tree 做為網路需求量預測模組之基礎，提出此預測概念來降低叢集機房中能源的無端耗損。

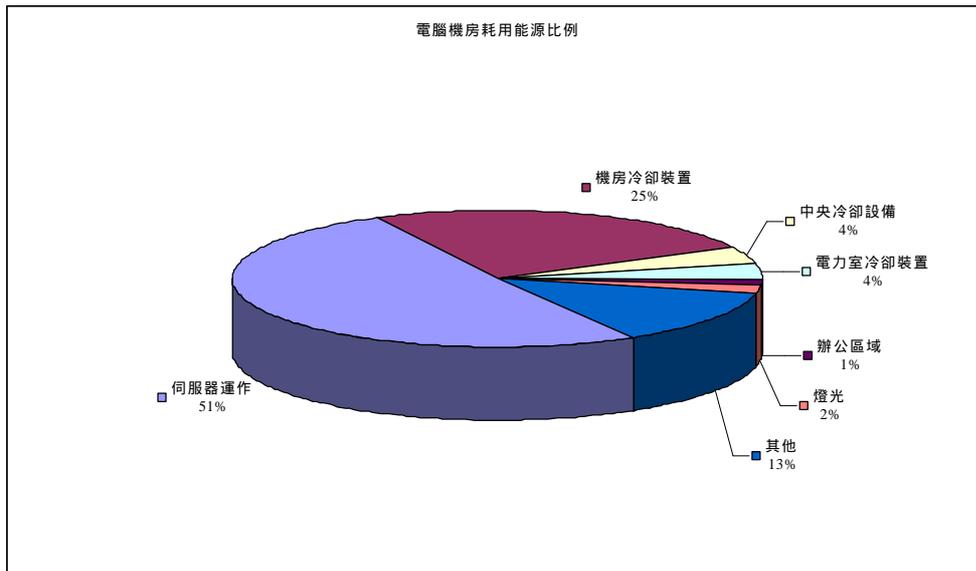
關鍵詞? 網路服務叢集、高可用性系統、空調系統、需求樣式、能源效率

一、前言

節能減碳的訴求不斷提高。在網路資料流量與儲存量不斷攀高、資訊電子化等潮流趨勢下，

電腦機房的能源消耗在節能減碳的議題中不斷被重覆提及，能源及冷卻問題更是電腦機房近年備受關注的課題。就企業而言，雖然目前大多思維仍放在資訊技術與單一設備是否達到節能標準，但從需求面著手進行評估與設計，包括電力、空調、冷卻系統等環節方為成功導入節能電腦機房之關鍵因素。電腦機房的耗電問題是近來美國政府關切的耗能問題。目前美國的伺服器、以及電腦機房的能源消耗是相當明顯的，在 2006 年這個部門的電力消耗高達 610 億 千瓦/小時 (kWh)，電費高達 45 億，佔當年全美耗電量 1.5%，耗電量大於全美彩色電視的耗電量，或者等於全國 580 萬戶家庭用電。單單是美國政府的伺服器以及電腦機房在 2006 年就佔了這個項目 10%，也就是 61 億千瓦/小時。根據 R. Brown 等的研究顯示[3]，電腦機房內各項設施的耗電比例如圖一所示。

由圖一得知，電腦機房內主要耗電設施有二，主要為伺服器，佔了 51%：目前的電腦機房大多使用叢集伺服器系統提供服務，網路服務叢集(Network Service Cluster)是需要實現能在 Five-nines (即 99.999%)甚至更高比率的業務時間內可靠執行的系統，此可用比率意味著一天內系統故障的時間將不可多於一秒。這種叢集系統稱為高可用性系統(HA, High Availability System)。高可用性系統的設計透過對冗餘的(Redundant)硬體和軟體進行組合，無需人為干預即可管理故障檢測和錯誤更正。



圖表 1 電腦機房內各項設施的耗電比例

而電腦機房中另一項重要耗電設施則為空調冷卻系統，佔了 33%：對於室內的空調冷卻系統，目前已有智慧型建築根據居住或活動空間進行感測並調控空調的相關技術，但均以人體感覺的舒適度為控制標的；對於高可用性叢集系統的室內溫度需求則以伺服器可工作溫度為調控基準，而此控制所使用的是由叢集系統發熱所造成的結果，而非真正的原因。伺服器以及冷卻裝置共佔了 84% 的機房耗電，由於伺服器的運作將連帶影響冷卻裝置的運作。

對於建置叢集系統的電腦機房，溫度的變化是機器運轉發熱後所造成的現象；其原因在於叢集內正在運轉的機器的電源效率、機器的運轉狀況、機器的工作情形等等。而目前決定上述各發熱因素的方式，則是由機房人員根據業務需求、客戶連線需求情況等等利用經驗法則予以控制。舉例來說：一個具有二十萬客戶的域名服務業者，其叢集伺服器內每計算單元(在叢集伺服器內每個計算單元多為一個獨立的商用伺服器或電腦)可以服務一仟名客戶的需求，為了保證客戶需求均能滿足，很可能需要同時啟動兩百部計算單元進入『服務』狀態，而依據該計算單元的平均持續工作時間(MTTF, Mean Time To

Failure)以及平均修復時間(MTTR, Mean Time To Repair)，額外二十台的備援計算單元也會啟動在『待機』(Standby)狀態。上述的控制是一個標準的利用冗餘架構達成高可用性服務的運轉情境。假設每計算單元的用電容量為 350W，則此機房計算單元用電量為 77KWh(即每小時 77 度)，以空調用電量佔總用電量三分之一計算，該機房每小時耗電約 115 度 每日的耗電為 2,760 度、每月則為 82,800 度。使用節能伺服器對於此問題的解決並不具經濟效益，因為節能伺服器的單價高昂，超越了電費降低所能帶來的效益。由於網路服務業必須保證其客戶需求任何時刻均能滿足，因此經驗上會以服務所需的最大需求容量作為基本的運轉數量。然而，網路上的需求並不是隨時都在滿載的情況；以域名服務來說，每日會進行變更的機會是不可能出現的。實際的運轉需求可能是最大需求量的十分之一甚至更低；換句話說，無論是服務業者的用電費用，或是能源的提供都有超過百分之九十是無端損耗的；然而，目前並無相關的技術可以對於網路業務需求與高可用性叢集及空調系統作整合性最佳化的控制。

Google 特別設計叢集用來迴避伺服器失效

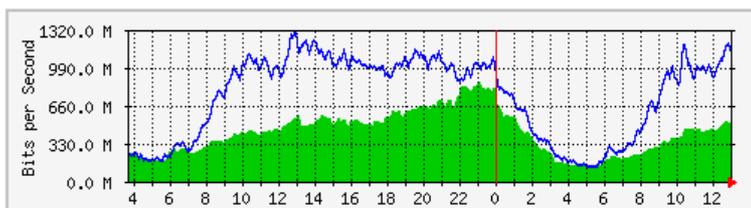
問題。Google 叢集中當某節點故障，叢集會知道那節點正在執行什麼工作，將命令其他節點接手那項工作。Google 叢集的可靠度均經過嚴厲的試煉，曾有一個 1,800 台節點的叢集正進行維護作業，工作人員一次拔下 80 台節點的插頭，同時另外 1,720 台主機必須接下那些突然被停頓的工作。測試結果是：速度變得有點慢，但工作全部完成。另有一次測試，1,800 台叢集的系統，承受了 1,600 台節點同時故障，依然正常工作。由此可見，叢集對於失效的迴避有其卓越顯著的貢獻。[30]根據 Google 工程師[31]的敘述：Google 的伺服器，它們大部分時間都執行適量的工作，某些時刻活動量達到高峰，而完全停滯的狀態幾乎很少出現。這些結果是計算四個不同的 Google 資料中心約 5,000 台伺服器所得。Google 的伺服器不能進入休眠，每一台主機都「很少完全停滯」。也就是說：「伺服器完全沒有執行任何工作的時間片段非常小。」因此，Google 呼籲電器設計師能製作隨著活動量逐漸減少而更溫和的降低耗電的產品。伺服器在高峰活動時，自然會

耗損最多電力，但不好是，當沒有活動的時候，伺服器仍需要大約高峰時的一半電力。可見冗餘架構對於電力的消耗非常可觀，就算不進行任何工作，也是持續耗電。然而，冗餘架構對於能源的無端耗損狀況，目前並無一個合適的評估模型。而根據哈佛大學的 Wissner-Gross[27]的研究顯示每點擊一個網頁約有 20 mg 的二氧化碳排放量。然而，目前並無相關的技術可以對於網路業務需求與高可用性叢集及能源效益以及成本效率作整合性最佳化的控制。而根據美國幾家著名的網站代管公司 (Mzima, XMission, Terracom Network Services) 的機房耗電成本資料顯示，機房中叢集伺服器的電費開銷佔了這些公司年收入的 23% 到 50%。

決定叢集系統的合適運轉元件數量的關鍵在於網路需求。圖表二為北區區網的流量統計圖 (<http://www.tp1rc.edu.tw/mrtg/tanet/tpnet/tpnet.html>)，由圖中顯示訊息量在不同時段有極大的差異。

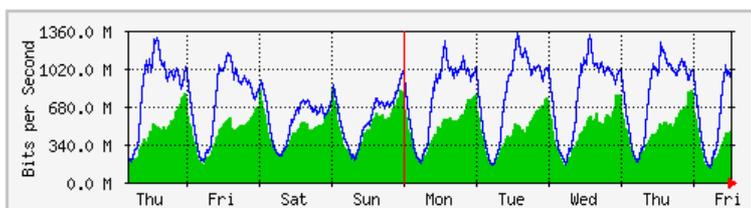
上次統計更新時間: 2008 十二月 19 日, 星期五, 13:02

每日 圖表 (5 分鐘 平均)



最大 IntertNet => 北區區網 881.2 Mb/秒 (22.0%) 平均 IntertNet => 北區區網 432.2 Mb/秒 (10.8%) 目前 IntertNet => 北區區網 521.1 Mb/秒 (13.0%)
 最大 北區區網 => IntertNet 1318.2 Mb/秒 (33.0%) 平均 北區區網 => IntertNet 752.3 Mb/秒 (18.8%) 目前 北區區網 => IntertNet 1170.1 Mb/秒 (29.3%)

每週 圖表 (30 分鐘 平均)



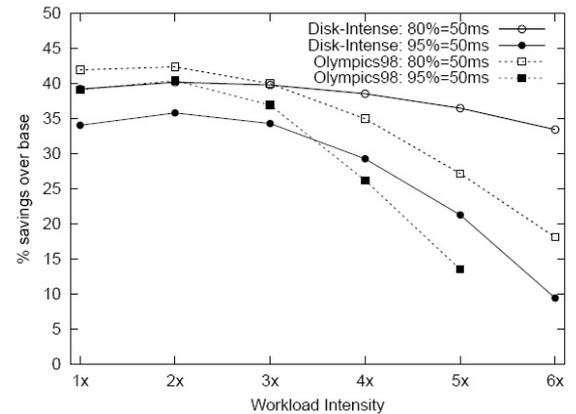
最大 IntertNet => 北區區網 845.4 Mb/秒 (21.1%) 平均 IntertNet => 北區區網 470.0 Mb/秒 (11.7%) 目前 IntertNet => 北區區網 468.8 Mb/秒 (11.7%)
 最大 北區區網 => IntertNet 1352.0 Mb/秒 (33.8%) 平均 北區區網 => IntertNet 737.8 Mb/秒 (18.4%) 目前 北區區網 => IntertNet 1018.7 Mb/秒 (25.5%)

圖表 2 北區區網的日/週流量統計圖(2008/12/19)

網路的對外需求的尖峰時間與用電負載尖峰時間非常接近，但是網路流量的變化曲線遠較電力負載為大。需要注意的是：由於工作日的流量樣式都十分接近，而北區區網下轄了許多機關學校，工時固定，因此可以顯示與電力需求曲線類似的效果。若是選擇特定學校或是網路服務公司的流量統計，尖峰時刻位置經常會有極大的差異。對於提供網路服務的業者而言，客戶的來源群體以及他們進行網路活動的時間是網路需求負載影響因素。關於叢集元件運轉需量預測演算法包括了動態規劃法、窮舉法、基因演算法、類神經網路演算法、重複樣式搜尋演算法等等。窮舉法自然可以得到最佳解，然而，其運算複雜度在具有大量設備或考慮因素的環境中，變得不切實際。其餘各種方法，若是加入網路流量趨勢之因素，以往需量預測演算法適用性有待進一步的探討。無論如何，若是網路服務提供者能對網路需求樣式加入考慮進行需量預測而得到最佳契約容量，並在網路需求尖峰以及需求離峰根據可被客户接受的服務品質做適當的機器啟動或停止之調整，則電費的負擔將有可觀降低；而對於因為以最大網路需求為基礎，而啟動具備大量冗餘備援機組的叢集，衍生出過量冷卻系統運轉需求所造成的能源浪費情況也會有極大的改善。

高可用性叢集伺服器模組對於能源耗損待解決的問題，並不僅限於上述；上述問題是針對高可用性叢集中，若以網路需求量來規劃節點的運轉量來進行節能以及成本降低的觀點來觀察，是本計劃試圖去尋找答案的問題。以下僅就上述問題做進一步的歸納：由 Google 對於叢集的可用性測試中發現，叢集系統少數節點就可以支撐所有的工作，為何要啟動更多的節點來服務？直覺的可能原因有：網路服務業者『害怕』數量不足的機器不足以提供足夠的服務品質，目前相對於服務品質(QoS, Quality of Service)研究

在於：最少需要多少節點才可以提供夠品質的服務。而其上限，也就是超過多少節點之後，服務品質的提升狀況是否仍有幫助，目前相關研究甚少。在[18]中發現，若將服務品質『降低到 n% 的第一個需求回覆於 50ms 內發生』，將可以得到可觀的電能節約，如圖表三所示。



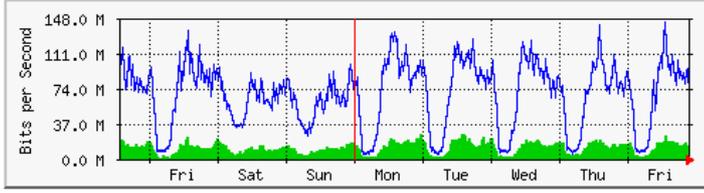
圖表 3 服務品質與能源消耗

因此，此問題的關鍵為在某個服務品質下，如何找尋最佳的啟動數量？在固定電價、固定服務品質的網路服務環境中，IBM 曾利用了某個大型財經服務網站以及 1998 年冬季奧林匹克的網站服務紀錄進行 Power-Aware Request Distribution (PARAD)方案於具有八個節點刀鋒伺服器測試[27]，PARAD 方案會根據目前網路需求、完全相同規劃的節點、固定的節點效能、固定的服務品質進行所需節點的需求預測，利用預測結果進行節點的啟動或關閉，在電力的需求上可以達到 30%左右的節約。

二、網路需求量的預測模型

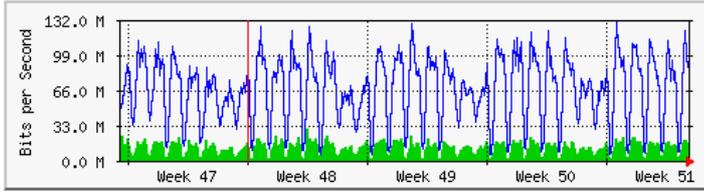
網路總流量曲線為週期性時間序列的重複樣式(如圖表四)，網路節點的需求量為總流量中的子集合，目前並無單獨針對網路節點服務需求進行預測的模型；因此，本研究將選用現有週期性時間序列數值預測演算法為評估對象。

每週圖表 (30 分鐘 平均)



最大 大同大學 ⇒ 北區區網: 27.9 Mb/秒 (2.8%) 平均 大同大學 ⇒ 北區區網: 12.9 Mb/秒 (1.3%) 目前 大同大學 ⇒ 北區區網: 15.6 Mb/秒 (1.6%)
 最大 北區區網 ⇒ 大同大學: 144.4 Mb/秒 (14.4%) 平均 北區區網 ⇒ 大同大學: 69.3 Mb/秒 (6.9%) 目前 北區區網 ⇒ 大同大學: 65.2 Mb/秒 (6.5%)

每月圖表 (2 小時 平均)



最大 大同大學 ⇒ 北區區網: 31.5 Mb/秒 (3.1%) 平均 大同大學 ⇒ 北區區網: 12.8 Mb/秒 (1.3%) 目前 大同大學 ⇒ 北區區網: 15.6 Mb/秒 (1.6%)
 最大 北區區網 ⇒ 大同大學: 129.4 Mb/秒 (12.9%) 平均 北區區網 ⇒ 大同大學: 67.8 Mb/秒 (6.8%) 目前 北區區網 ⇒ 大同大學: 87.5 Mb/秒 (8.8%)

圖表 4 網路流量曲線為週期性時間序列的重複樣式

根據[27]，對於網路服務的需求與回應，線上即時需求樣式(Access Patterns)的追蹤統計以及符合統計結果的短期預測是進行伺服器節點管理的核心工作。

(一) 極短期(Near Future)預測

對於網路需求的預測，首先為極短期的預測，此類的預測著重於網路節點中的快取(Cache)的取代原則。此類預測經常運用 LRU(Least Recently Used)或是 LRU 的衍生型態，例如：LRU-k[23]會將快取中的某個物件 p 的存取次數 k 做紀錄，並且根據物件 p 被存取的時間 t_k 與目前的時間 now 的差異，定義出該物件 p 的熱門程度函式：

$$heat(p) = \frac{k}{now - t_k} \quad (1)$$

並且定義一個預測模型，由 $heat(p)$ 來預測該物件 p 可能在極短期的時間 T 被再次取用的機率為：

$$1 - e^{-heat(p)T} \quad (2)$$

而在[24]也證明了這是對物件 p 再被取用機率預測的最佳解。然而每個物件大小不同，因此快取所需耗費的資源不一，在[6]中考慮了這個問題，導出了另一個函式：

$$K(p) = L + \frac{F(p) \times C(p)}{S(p)} \quad (3)$$

其中 $K(p)$ 為物件 p 的考量成本後的熱門程度， L 是老化指標(Aging Factor)， $F(p)$ 是物件 p 的存取次數， $C(p)$ 是存取 p 的資源耗費成本，而 $S(p)$ 是物件 p 的大小。在[37]中則利用此函式進行預測，這裡定義了一個 $W(p)$ 來作為物件 p 可能再度發生被需求的狀況的機率，上式加入 $W(p)$ 後，即為

$$K(p) = L + \frac{(W(p) + F(p)) \times C(p)}{S(p)} \quad (4)$$

而此 $W(p)$ 的取得是根據構成 p 的樣式 O_j 來求得，假設一個使用者存取區間 (User Session) S_i ，以及樣式 O_j ，而 P_{ij} 則為此 O_j 可能在 S_i 被參考到的機率，而 W_j 則為

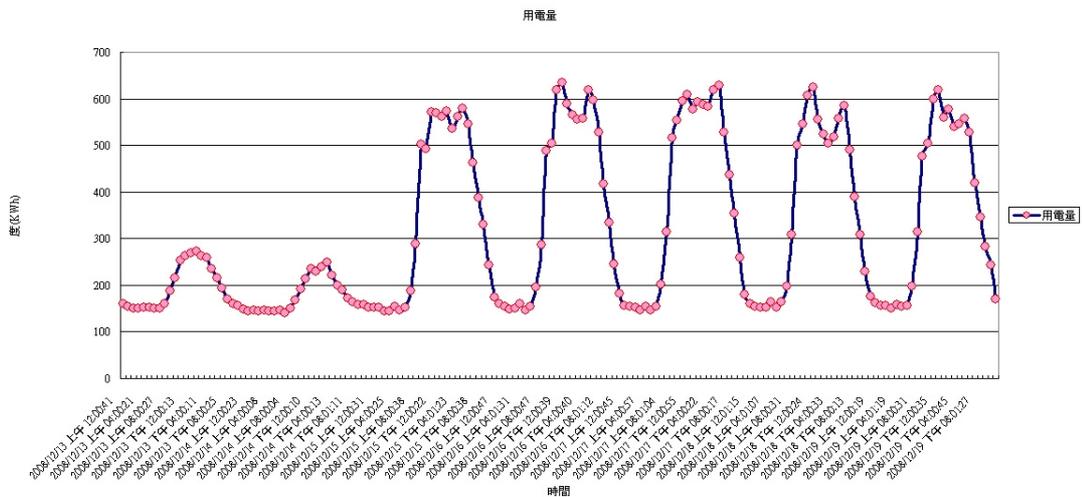
$$\sum_i P_{ij} \quad (5)$$

然而，本研究並不採用極短期的預測方法，原因在於：

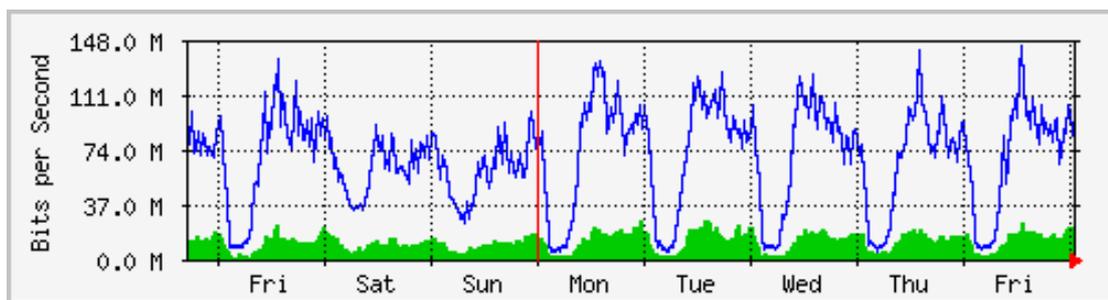
- (1) 本研究針對的是較長期與空調控制能夠配合的預測方法，也就是週期性(Periodicity)的預測，而極短期預測中完全不考慮週期時序性；
- (2) 極短期預測需要針對需求的資料內容做考慮；因此，這部份的預測是具有服務內容特殊化的考慮，本研究針對的是一般化網路需求的預測。

(二) 週期時序性樣式 (Periodic Time Series Patterns) 預測

週期時序性資料預測方法在電力負載預測上有著卓越的表現。但是，在預測網路需求時需要考慮一個網路活動的重要特徵，那就是非同步的週期性樣式(Asynchronous Periodic Patterns)發生機率比在電力負載上高。週期性樣式是某些特定狀況，如：資料所呈現的變化趨勢，在時序性資料中有可被觀察到的規律性。[4][12][13][17][25]非同步的週期性樣式指的是在時序性資料(Time Series Data)中，一些會重複發生的樣式所發生的時間不會在固定的時間週期之上。在同步的週期性樣式研究中，重複發生的樣式(Repeating Patterns)所發生的時間若不是發生在固定的週期之上，會被考慮為『噪音』(Noises)，而不予考慮。如下兩張圖，在網路的負載曲線與電力負載曲線上就可以發現，網路的負載曲線的『抖動』(Jitters)會比較劇烈。



圖表 5 一週的電力負載曲線範例



圖表 6 一週的網路流量曲線範例

資料的預測評估方法有許多，在未知機率分布的數值估測，傳統常用的方法是普通最小平方方法(Ordinary Least Squares Method, OLSM)，或是數值具有權重的加權最小平方方法(Weighted Least Squares Method, WLSM)[16]。最小平方方法的對象可以分成多輸入多輸出系統，或是多輸入單輸出的系統。以多輸入單輸出線性系統為例，假設輸出為向量 y ，輸入為矩陣 X ，參數為向量 q 。其表示式可以寫作

$$y = X \cdot q \quad (6)$$

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,n} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m,1} & x_{m,2} & \cdots & x_{m,n} \end{bmatrix}, \quad q = \begin{bmatrix} ?_1 \\ ?_2 \\ \vdots \\ ?_n \end{bmatrix}$$

對於預估的參數值 $\hat{\theta}$ ，可以定義誤差

$$e = y - X \cdot \hat{q} \quad (7)$$

其誤差長度平方

$$\|e\|^2 = e^T \cdot e = (y - X\hat{q})^T \cdot (y - X\hat{q}) > 0 \quad (8)$$

由幾何觀點來看，最小長度的 e 則是發生在

$$X^T \cdot (y - X \cdot \hat{q}) = 0 \quad (9)$$

因此解開此式即可以得到

$$\hat{q} = (X^T \cdot X)^{-1} \cdot X^T \cdot y \quad (10)$$

此即為最佳解 [36](Gauss–Markov Theorem，高斯馬可夫定理)。對於多輸入多輸出線性系統，僅需將向量 y 代為矩陣 Y 即可，因矩陣 Y 的每一行(Column) y_i 可以視為一個多輸入單輸出線性系統，因此最小誤差的預估值為

$$\hat{\Theta} = (X^T \cdot X)^{-1} \cdot X^T \cdot Y \quad (11)$$

而加權最小平方方法則是加入一個矩陣 W 代表權重使得

$$\|e\|^2 = e^T \cdot W \cdot e > 0 \quad (12)$$

其對於多輸入單輸出及多輸出線性系統的解分別為

$$\hat{q} = (X^T \cdot W \cdot X)^{-1} \cdot X^T \cdot W \cdot y \quad (13)$$

以及

$$\hat{\Theta} = (X^T \cdot W \cdot X)^{-1} \cdot X^T \cdot W \cdot Y \quad (14)$$

最小平方方法可能用在預測週期性或是不具週期性的時序性資料；並且也可以針對非線性系統進行預測值評估。[8]

常用的週期時序性資料預測方法裡，最為知名的應屬移動平均法(Moving Average)，這個方法在股票價格預測上已有百年的歷史。也有相關研究利用此方法進行網路流量的預估[1]；移動平均法除了常用的簡單移動平均法(SMA, Simple Moving Average)，指數移動平均(EMA, Exponential Moving Average)外；尚有利用自迴歸移動平均(Autoregressive Moving Average, ARMA)進行節點網路負載預測[7]以及利用自迴歸積分移動平均(Autoregressive Integrated Moving Average, ARIMA)預測輸出入所將需要的資料[35]；而週期性自迴歸(Periodic Autoregressive, PAR)[10]的預測方法也被用短期的負載預測之上[9]。

在週期性樣式中尋找最重要的特徵來提高對於預測值的信心程度的研究上，尤其是一個在時序性資料中尋找出部分週期性樣板的演算法極為重要。這種演算法可以大幅降低重覆樣式的

搜尋時間並提高預測的信心程度，最大次樣式發生集合(Max Sub-Pattern Hit Set)[14]的概念，能從凌亂的樣式次集合中推導出所有顯著樣式的發生頻率。這個演算法除了被應用在資料預測上，其實有完全相同的概念在音樂的比對演算法中更早被推導出來[15]，而被稱為非不重要重複片段(Non-trivial Repeating Patterns)，畢竟兩者都是週期時序性的資料比對，因此也得到類似的演算法；而這些演算法雖然提出了一個較以往有效率的方式，但是實用性仍被質疑，畢竟相對於移動平均法，這些演算法的運算複雜度都極高。但是降低上述演算法複雜度的重要重複片段(或稱為顯著樣式)的新演算法[34]已被發現。假設此演算法可被成功運用在週期時序性資料的預測上，將可以大幅提高預測的運算效率以及提高預測結果的信心程度。其他短期的針對不同目標的各式週期時序性資料預測方法尚有許多，例如：利用跳躍擴散 / 平均模型 (Jump Diffusion/Mean Reversion Model)來預測電價[32]；利用模糊迴歸模型(Fuzzy Regression Model)預測加州市場需求與價格關係[20]；利用類神經網路(ANN, Artificial Neural Networks)來做各種電力價格或是電力負載預測[2][26][28][11][33]；利用專家系統(Expert System)來做短期負載預測[29]；利用適應性小波類神經模型(Adaptive Neural-Wavelet Model)進行負載預測[38]；此外，傅立葉以及哈特利轉換 (Fourier and Hartley Transforms)等數學方法也被研究及發展出預測工具[21]；在[22]中並對使用動態回歸法(Dynamic Regression)以及轉換函式法(Transfer Functions)之週期性預測有進一步的評估。

三、網路需求量預測- Suffix Tree

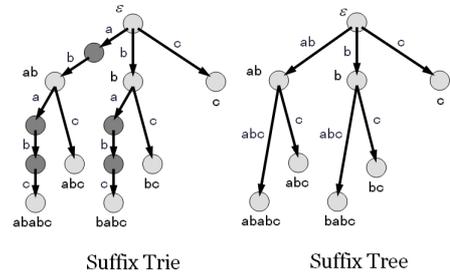
根據現有關於資料序列重覆樣式搜尋的研究，發現 Suffix Tree 的運算複雜度是目前最低的僅需 $O(n)$ 就能完成資料結構 Tree 的建立，供後續重覆樣式搜尋使用。因此採用 Suffix Tree 作為

建立預測模型的資料結構。

Suffix Tree 是用來處理序列資料的一種資料結構。假設現在有一個字串序列資料為 $str = t_1t_2...t_i...t_n$ ，其中 $T_i=t_it_{i+1}...t_n$ 是 str 的一個以位置 i 為起始的 suffix。舉例：

- $T_1 = mississippi = str$
- $T_2 = ississippi$
- $T_3 = ssissippi$
- $T_4 = sissippi$
- $T_5 = issippi$
- $T_6 = ssippi$
- $T_7 = sippi$
- $T_8 = ippi$
- $T_9 = ppi$
- $T_{10} = pi$
- $T_{11} = i$
- $T_{12} = (\text{empty})$

對 str 來說 Suffix Tree 就是將所有 str 的 suffixes 以 Trie 的型式建立出來的資料結構。Trie 也是一種樹狀的資料結構，Suffix Tree 是以 Trie 為基礎加以演化得來，兩者差異如下圖。採用 Suffix Tree 為預測模組的一個重要的原因是，當一個序列資料的 Suffix Tree 建立完成後，在這個資料結構下搜尋一個子字串 $pat[1...m]$ 的運算時間複雜度為 $O(m)$ 。



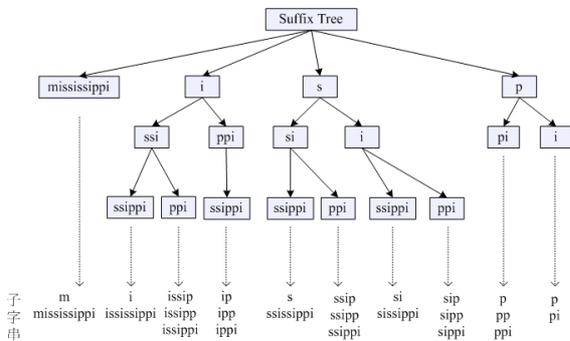
圖表 7 Suffix Trie 與 Suffix Tree

將 $txt = mississippi$ 所分解出的所有子字串根據第一個字元做排序，除了 empty 之外，如下。

- $T_{11} = i$
- $T_8 = ippi$

$T_5 = \text{issippi}$
 $T_2 = \text{ississippi}$
 $T_1 = \text{mississippi}$
 $T_{10} = \text{pi}$
 $T_9 = \text{ppi}$
 $T_7 = \text{sippi}$
 $T_4 = \text{sissippi}$
 $T_6 = \text{ssippi}$
 $T_3 = \text{ssissippi}$

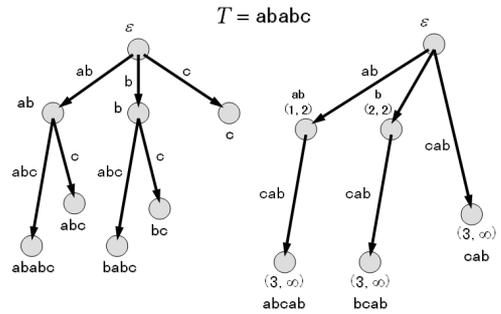
觀察發現，其中某些子字串有相同的字首，如：以“i”、“m”、“p”和“s”做為字串起始字元。除此之外，以“is”做為起始字的子字串，同時也是以“issi”做為起始字的子字串。這種出現兩個或兩個以上共用字首的情況下，在 Suffix Tree 中則是共用一個節點。接著進行搜尋時，這個搜尋的字串必需和 str 其中一個子字串的字首相符合。以 str = mississippi 為建構出的 Suffix Tree，如下圖。



圖表 8 以字串 mississippi 為例建立 Suffix Tree

Suffix Tree 中每一條實線黑色箭頭都表示一個子字串的存在，圖 8 為了顯示清楚，每一個節點採用字串來命名；而在實際的演算法則非使用子字串來命名，而是採用子字串起始位置和結束位置來做表示，如：“ssi”則標示為 $\langle 3, 5 \rangle$ 。除此之外，在 Suffix Tree 中，若節點後續無分支生成，稱此節點為 leaf，並且運算過程只在意此節點所代表子字串的起始位置，不在意其結束位置。因此，leaf 在 Suffix Tree 中標示為 $\langle i, 8 \rangle$ ，i 表示子

字串的起始位置；8，則只是一種表示符號，代表後續無分支生成，僅僅是無窮長的延生。關於節點標示以圖說明，舉一個簡單的例子，當字串為 $T = \text{ababc}$ ，如下圖。



圖表 9 以字串 ababc 為例標示 Suffix Tree 各節點

由於 Suffix Tree 在運算上為目前在序列資料處理上最有效率者，以 Trie 為基礎演化出新的資料結構，並且設計有效的節點標示法，這些設計即降低運算複雜度的關鍵。在 Suffix Tree 上進行搜尋，只需比對字首，根據黑色箭號路徑往 Tree 的底層直至 leaf 節點，進行比對。另外，由於當一個序列資料的 Suffix Tree 建立完成後，在這個資料結構下搜尋一個子字串 $\text{pat}[1..m]$ 的運算時間複雜度為 $O(m)$ ，這是目前搜尋重覆樣式上最具效率並可加以應用的一個運算模組，因此在網路需求預測上亦將採用 Suffix Tree 為主要的運算模型來進行預測。

由於網路總流量曲線為週期性時間序列的重複樣式，可採用 Suffix Tree 建立出時序資料的樹狀資料結構，後續根據影響流量因素(例如：時間)搜尋進行網路需求量之預測。提供網路服務者，可根據流量預測結果調整高可用性叢集伺服器之運作狀況，進而降低電力、能源的無端耗損，同時降低營運成本。

四、 結論

叢集系統所在的機房能源的消耗主因有兩個最大的需求端：一個是空調系統，另一個則是叢集系統中的設備。過多的啟動模組除了設備本身造成的電力浪費，更會要求空調系統更大的出

力造成更多的浪費。由以往研究學者的測試結果 [5][18] 中發現，叢集節點運轉實際需求量可能是理論最大需求量的極低比例。由於網路服務需求流量的變化曲線遠較電力負載為大，除了代表服務需求流量較電力負載更加不可預期外，也代表節點空轉時仍在耗電，根據 Google 的統計資料顯示，就算網路需求不存在時，耗電仍為全力運轉的一半，這也是可被觀察到的浪費。對於提供網路服務的業者而言，客戶的來源群體以及他們進行網路活動的時間是網路需求負載影響因素，一般業者因為無法預估可能的客流量，並且擔憂服務品質不足會影響客戶到訪的意願，然而，這個客戶第一、服務至上想法可能造成浪費反而影響到收益。本研究提出之預測概念可以協助用戶瞭解在不犧牲服務品質的狀況下，可以較低的操作成本得到相同的效益，同時也可降低能源的無謂浪費。

誌謝

本研究由台灣工業技術研究院『智慧型建築電腦機房內高可用性叢集與空調系統能源整合之最佳化控制研究』研究案補助研究經費，特此致謝。

五、參考文獻

- [1] M. Andreolini, and S. Casolari, "Load prediction models in web-based systems," Proceedings of the 1st International Conference on Performance Evaluation Methodologies and Tools, VALUETOOLS 2006, Pisa, Italy, pp. 27, Oct. 11-13, 2006.
- [2] M.A. Abu-El-Magd, and R.D. Findlay, "A new approach using artificial neural network and time series models for short term load forecasting," Electrical and Computer Engineering, 2003. IEEE CCECE 2003. Canadian Conference on, Vol. 3, pp. 1723-1726, May 2003.
- [3] R. Brown, E. Masanet, B. Nordman, B. Tschudi, A. Shehabi, J. Stanley, J. Koomey, D. Sartor, P. Chan, J. Loper, S. Capana, B. Hedman, R. Duff, E. Haines, D. Sass, and A. Fanara, "Report to Congress on Server and Data Center Energy Efficiency: Public Law 109-431," Ernest Orlando Lawrence Berkeley National Laboratory, Aug. 2007.
- [4] C. Berberidis, I.P. Vlahavas, W.G. Aref, M.J. Atallah, and A.K. Elmagarmid, "On the Discovery of Weak Periodicities in Large Time Series," Principles of Data Mining and Knowledge Discovery, 6th European Conference, PKDD 2002, Helsinki, Finland, August 19-23, pp. 51-61, 2002.
- [5] L.A. Barroso, J. Dean, and U. Holzle, "Web search for a planet: The Google cluster architecture," IEEE Micro., Vol. 23, No. 2, pp. 22-28, March 2003.
- [6] P. Cao, and S. Irani, "Cost-Aware WWW Proxy Caching Algorithms," USENIX Symposium on Internet Technologies and Systems, 1997.
- [7] P. Dinda, and D. O'Hallaron, "Host load prediction using linear models," Cluster Computing, Vol. 3, No. 4, pp. 265-280, Dec., 2000.
- [8] T.E. Dielman, "A comparison of forecasts from least absolute value and least squares regression," Journal of Forecasting, Vol. 5, pp. 189-195, 1986.
- [9] M Espinoza, C Joye, R Belmans, and B DeMoor, "Short-Term Load Forecasting, Profile Identification, and Customer Segmentation: A Methodology Based on Periodic Time Series," IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 20, No. 3, pp. 1622-1630. 2005.
- [10] Ph.H.B.F. Franses, and R. Paap, "Forecasting with periodic autoregressive time-series models," In A companion to economic forecasting, M.P. Clements and D.F. Hendry(eds.), Oxford, U.K, Blackwell Publishers Ltd, pp. 432-452, 2002.
- [11] F. Gao, X. Guan, X.-R. Cao, and A. Papalexopoulos, "Forecasting power market clearing price and quantity using a neural network method," in Proc. Power Engineering Summer Meet., Seattle, WA, pp. 2183-2188, July 2000.
- [12] J. Han, G. Dong, and Y. Yin, "Efficient mining

- of partial periodic patterns in time series database,” In Proc. Of 1999 Int. Conf. Data Engineering (ICDE’99), Sydney, Australia, pp. 106–115, 1999.
- [13] J. Han, W. Gong, and Y. Yin, “Mining segment-wise periodic patterns in time-related databases,” In Proc. 1998 Int’l Con\$ on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD), 1998.
- [14] J. Han, G. Dong, and Y. Yin, “Efficient Mining of Partial Periodic Patterns in Time Series Database,” International Conference on Data Engineering, pp. 106-115, 1999.
- [15] J. Hsu, C. Liu, and A.L.P. Chen, “Efficient repeating pattern finding in music databases,” In Proceedings of the ACM international conference on information and knowledge management (CIKM), Bethesda, MD, 1998.
- [16] C.L. Lawson, and R.J. Hanson, Solving Least Squares Problems, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1974.
- [17] S. Ma, and J.L. Hellerstein, “Mining Partially Periodic Event Patterns with Unknown Periods,” Proceedings of the 17th International Conference on Data Engineering, Heidelberg, Germany, pp. 205-214, April 2-6, 2001.
- [18] E. N. Elnozahy, M. Kistler, and R. Rajamony, “Energy Conservation Policies for Web Servers,” USENIX Symposium on Internet Technologies and Systems, 2003.
- [19] R.S. Miguel, “Harvard Physicist Sets Record Straight on Internet Carbon Study,” <http://www.technewsworld.com/story/Harvard-Prof-Sets-Record-Straight-on-Internet-Carbon-Study-65794.html>, Jan. 12, 2009.
- [20] T. Nakashima, M. Dhalival, and T. Niimura, “Electricity market data representation by fuzzy regression models,” presented at the Power Eng. Summer Meet., Seattle, WA, July 2000.
- [21] J.D. Nicolaisen, C.W. Richter, Jr., and G.B. Sheblé, “Signal analysis for competitive electric generation companies,” in Proc. Conf. Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, London, U.K., pp. 4–7, Apr. 2000.
- [22] F.J. Nogales, J. Contreras, A.J. Conejo, and R. Espinola, “Forecasting next-day electricity prices by time series models,” Power Systems, IEEE Transactions on, Vol. 2, No. 2, pp. 342-348, May 2002.
- [23] E.J. O’Neil, P.E. O’Neil, and G. Weikum, “The LRU-K Page Replacement Algorithm For Database Disk Buffering,” SIGMOD Conference, pp. 297-306, 1993.
- [24] E.J. O’Neil, P.E. O’Neil, and G. Weikum, “An Optimality Proof of the LRU-K Page Replacement Algorithm,” Journal of ACM, Vol. 46, No. 1, pp. 92-112, 1999.
- [25] B. Ozden, S. Ramaswamy, and A. Silberschatz, “Cyclic Association Rules,” Proceedings of the Fourteenth International Conference on Data Engineering, Orlando, Florida, USA, pp. 412-421, February 23-27, 1998.
- [26] D.C. Park, M.A. El-Sharkawi, R.J. Marks II, L.E. Atlas, and M.J. Damborg, “Electric Load Forecasting Using An Artificial Neural Network,” IEEE Transactions on Power Systems, Vol.6, No. 2, May 1991.
- [27] K. Rajamani, and C. Lefurgy, “On evaluating request- distribution schemes for saving energy in server clusters,” IEEE International Symposium on Performance Analysis of Systems and Software, pp. 111-122, 2003.
- [28] B. Ramsay, and A.J. Wang, “An electricity spot-price estimator with particular reference to weekends and public holidays,” in Proc. UPEC, Manchester, U.K., pp. 371–374, Sept. 1997.
- [29] S. Rahman, and R. Bhatnagar, “An expert system based algorithm for short term load forecast,” Power Systems, IEEE Transactions on, Vol. 3, No. 2, pp. 392-399, May 1988.
- [30] S. Shankland, “Google spotlights data center inner workings,” CNET News.com,

- http://news.cnet.com/8301-10784_3-9955184-7.html?tag=mncol, May 30, 2008.
- [31] S. Shankland, "Google: Server efficiency needs new recipe," CNET News.com, http://news.cnet.com/8301-11128_3-9975495-54.html?tag=mncol, June 23, 2008.
- [32] P. Skantze, M. Ilic, and J. Chapman, "Stochastic modeling of electric power prices in a multi-market environment," in Proc. Power Engineering Winter Meet., Singapore, pp. 1109–1114, Jan. 2000.
- [33] B.R. Szkuta, L.A. Sanabria, and T.S. Dillon, "Electricity price short-term forecasting using artificial neural networks," IEEE Trans. Power Syst., Vol. 14, pp. 851–857, Aug. 1999.
- [34] C.-J. Tang, and M.R. Dai, "Identifying the Repeating Music Patterns: Performance and Correctness," 2008 Symposium on Digital Life Technologies, Human-Centric Smart Living Technology, June, 2008.
- [35] N. Tran, and D. Reed, "Automatic ARIMA time series modeling for adaptive I/O prefetching," IEEE transaction on parallel and distributed systems, Vol. 15, No. 4, pp.362–377, Apr., 2004.
- [36] J. Wolberg, Data Analysis Using the Method of Least Squares: Extracting the Most Information from Experiments, Springer, 2005.
- [37] Q. Yang, and H.H. Zhang, "Web-Log Mining for Predictive Web Caching," IEEE Trans. Knowl. Data Eng., Vol. 15, No. 4, pp. 1050-1053, 2003.
- [38] B.-L. Zhanga, and Z.-Y. Dong, "An adaptive neural-wavelet model for short term load forecasting," Electric Power Systems Research, Vol. 59, No. 2, pp. 121-129, Sept. 2001.