

# 電力耗能負載預測與節能應用

陳東弘<sup>1\*</sup> 林政廷<sup>2</sup> 蔡宗成<sup>3</sup> 張語軒<sup>1</sup>

## 摘要

本論文透過電力負載預測，提供未來24小時至一星期每小時的耗電量及用電趨勢，使用者可以提前預知未來的用電負載狀況，來達到耗能提醒的功能，以促使用電戶產生自發性節能意識，依據預測結果進行用電設備監控來達到節能的目的。

本論文使用支持向量機演算法進行用電負載預測。比較真實用電資料及預測結果，可以觀察出二者的用電趨勢是一致的，其平均絕對值誤差率(MAPE)在5%以下，是屬於高準確的預測。因此藉由預測結果的提供，使用電戶了解其用電習慣，當用電戶發現未來可能會有高耗能發生時，可提早進行節能策略的規劃與進行，進而達到節能的目的。

**關鍵詞：**電力負載預測、耗能分析、節能應用

## 1. 前言

全球暖化、溫室效應及能源危機是人類面臨的重大能源挑戰，解決的方式不外乎導入再生能源以及提高能源使用效率。因此電力預測對於電力公司在能源規劃與運行方面是很重要的。電力公司必須對電力的供需進行嚴密的監控，否則無論負載需求大於供電能力所造成跳電，或電力供過於求所造成的能源浪費，都會使電力公司的電力成本增加。因此，電力公司可藉由電力負載預測來進行卸載與需量控制的需求評估。

電力負載預測之相關研究主要分為時間序列回歸分析和人工智慧演算二個領域(Hahn *et al.*, 2009)。(劉美琦，2001)在電力尖峰負載預測研究利用時間序列回歸分析進行預測績效比較，同時也分析尖峰負載與經濟變數的關連

性。(林巧玲，2000)利用季節性的時間序列發展出各種短期預測的整合性模型，並對自由市場進行負載預測。

(蘇慧倚，2007)利用時間序列分析方法進行校園電力需量預測及效能評析，求得最佳契約容量，作為後續電力管控之依據。

人工智慧演算法是近年來廣泛被應用的預測工具(Hippert *et al.*, 2001; Fan *et al.*, 2009)。在機器學習及資料探勘中，支持向量機(Support Vector Machine, SVM)是經常被應用的監督式學習方法(Vapnik, 1995)，可用來處理分類或迴歸問題。廣泛應用在文字分類、影像辨識、生物資訊等領域上。將SVM用於迴歸分析則稱為是支持向量迴歸(Support Vector Regression, SVR)，且這技術已被證明具有相當優秀的操作績效。目前已經有很多的電力負載預測是利用SVR演算法。如(Chen *et al.*, 2004)以SVR進行電

<sup>1</sup> 工研院綠能所副研究員

<sup>2</sup> 工研院綠能所資深研究員

<sup>3</sup> 工研院綠能所研究員

\*通訊作者, 電話: 03-5918622, E-mail: suhongchen@itri.org.tw

收到日期: 2014年06月27日

修正日期: 2014年10月29日

接受日期: 2014年11月20日

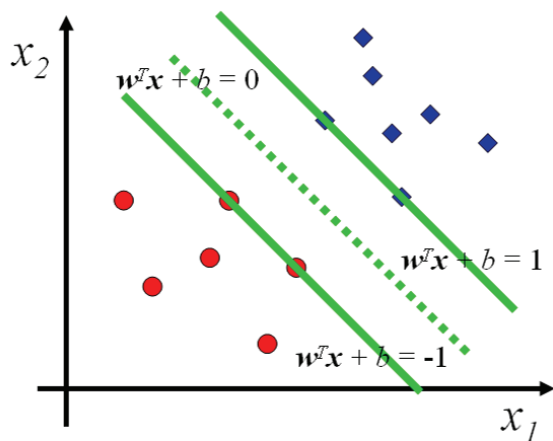
力負載預測，獲得2001年EUNITE競賽的競賽冠軍。此外SVR還可以結合其他的分類器如：SOM (Self-Organizing Map)、BCD (Bayesian Clustering by Dynamics)等進行電力負載預測研究(Fan and Chen, 2006; Fan *et al.*, 2008)。

本論文利用人工智慧學習SVR演算法等理論建立耗能模型，作為未來1日至7日內之小時級耗能預測。依據預測結果，可以計算未來可能的電費提供使用者參考。當預測值超過契約容量時可產生耗能預警，亦可以進行耗能比較分析，提供節能建議或直接進行電器設備耗能管理。

## 2. SVR演算法理論

### 2.1 支持向量機原理

圖一所示為SVM原理的示意圖。SVM首先對每筆不同類的訓練資料 (training data) 加上標註(label)：“1”或是“-1”，以數學表示為 $\{x_i, y_i\}$ ， $i = 1, \dots, l$ ， $y_i \in \{-1, 1\}$ ， $x_i \in R^d$ 。假設有一個超平面可以將標註為“1”和標註為“-1”之二類資料做區分，則此超平面稱為區分超平面(separating hyperplane)；落在此超平面上的所有的 $x$ 必須滿足 $w \cdot x + b = 0$ ， $w$ 為超平面之法向量(normal vector)。



圖一 Support Vector Machines原理示意圖(資料來源：本研究整理)

定義區分超平面之邊界(margin)為 $w \cdot x + b = \pm 1$ 二條直線之距離。處理可區分為二類的資料時，線性支持向量機會找尋一個具有最大邊界(Maximize Margin)的區分超平面。此類型資料必須符合以下二個限制式：

$$w \cdot x_i + b \geq 1 \quad \text{for } y_i = 1 \quad (1)$$

$$w \cdot x_i + b \leq -1 \quad \text{for } y_i = -1 \quad (2)$$

可將(1)、(2)二式結合成以下之不等式：

$$y_i(x_i \cdot w + b) - 1 \geq 0 \quad \forall i \quad (3)$$

由(1)、(2)二直線求直線間距離可以求得邊界距離為 $\frac{2}{\|w\|}$ ，其中 $\| \cdot \|$ 為2-norm。因此欲求得具有最大邊界的區分超平面，可在符合限制式(3)的條件下，求 $\frac{1}{2}\|w\|^2$ 的最小值；當等號成立時之 $x_i$ 稱為支持向量(support vector)。以二維之訓練資料為例，圖一表示所有的資料符合限制式(3)，在 $w \cdot x + b = \pm 1$ 二條直線上的資料點為支持向量。

因此，在求解滿足限制式(3)之條件下使 $\frac{1}{2}\|w\|^2$ 最小，必須要轉換成Lagrange問題：

$$L(w, b, a) = \frac{1}{2}\|w\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i(x_i \cdot w + b) - 1] \quad (4)$$

其中，Lagrange乘積因子(Lagrange multipliers) $\alpha_i$ ， $i = 1, \dots, l$ ，對應到(3)式中的每一個不等式，且 $\alpha_i \geq 0$ 。求解最佳參數 $w$ 及 $b$ ，可以從(4)式對 $w$ 及 $b$ 偏微等於零求得：

$$\text{由 } \frac{\partial L(w, b, a)}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i x_i = 0, \text{ 可以推得}$$

$$\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i x_i = w \quad (5)$$

$$\text{由 } \frac{\partial L(w, b, a)}{\partial b} = \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, \text{ 可以推得}$$

$$\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \quad (6)$$

再從(5)、(6)式代入(4)式，即可得：

$$\begin{aligned} L(w, b, a) &= \frac{1}{2}\|w\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i(x_i \cdot w + b) - 1] \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j) - \sum_{i,j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j) + \sum_{i=1}^l \alpha_i \quad (7) \\ &= \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j) \end{aligned}$$

在求對偶問題最佳解時，每一個乘積因子 $\alpha_i$ 都對應到每一筆訓練資料；如果 $\alpha_i > 0$ 表示該資料是此問題的支持向量，會落在區分超平面的邊界。將 $\alpha_i$ 帶入(5)式即可得到 $w$ 。而為了求得 $b$ ，可以使用(Fletcher *et al.*, 1987)提出的Karush-Kuhn-Tucker complementarity conditions：

$$\alpha_i(y_i(w \cdot x_i + b) - 1) = 0 \quad \forall i \quad (8)$$

最後可以得到一個處理分類問題的函數：

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^{\ell} y_i \alpha_i \cdot (x \cdot x_i) + b\right) \quad (9)$$

其中sgn為符號函數(sign function)，當 $f(x) > 0$ 時，表示該資料與標註為“1”的資料屬於同一邊，而當 $f(x) < 0$ 時，則表示該資料與標註為“-1”的資料屬同一邊。

由於式(4)中 $w$ 求解過程為凸函數的二次規劃(quadratic programming)求解問題，使得支持向量機的解答是唯一的、全域最佳化的，而不像其他的網路訓練，在解非線性問題之最佳化過程中，仍跳脫不了得到區域最佳解的風險。

## 2.2 核心函數

當原始資料在原資料空間中無法以線性函數區分類別時，如果將原始資料透過一個轉換函數，轉換到較高維度的特徵空間(Feature

Space)，則在特徵空間中可能以線性函數建構出超平面來區分不同類別的資料，概念如圖二所示。

在特徵空間中尋求最佳超平面的模式如下所示：

$$\begin{aligned} \text{Maximize } W(\alpha) &= \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{\ell} y_i y_j \alpha_i \alpha_j [\phi(x_i) \cdot \phi(x_j)] \\ \text{Subject to } &\sum_{i=1}^{\ell} y_i \alpha_i = 0, \\ &C \geq \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, \ell \end{aligned} \quad (10)$$

對於所有 $x_i, x_j \in X \subseteq R^n$ ，定義核心函數：

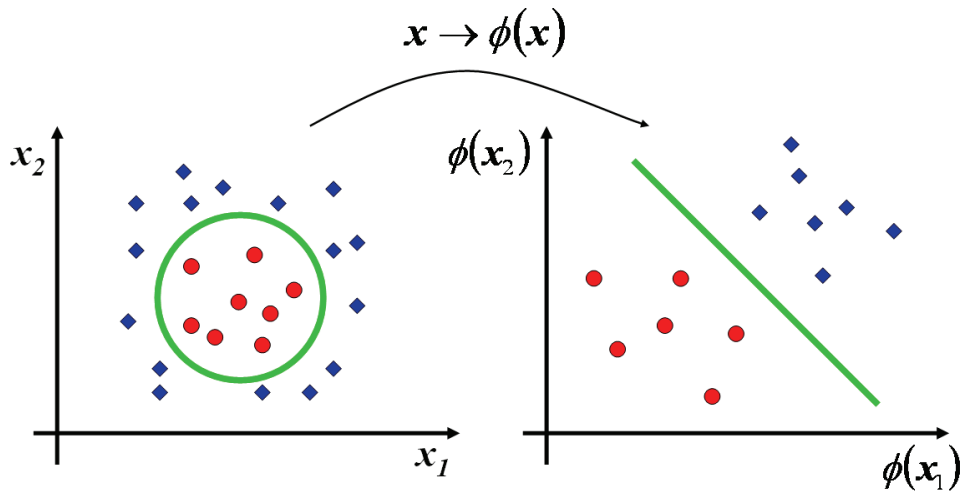
$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \quad (11)$$

則最佳化模式可改寫成如下形式：

$$\begin{aligned} \text{Maximize } W(\alpha) &= \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{\ell} y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \\ \text{Subject to } &\sum_{i=1}^{\ell} y_i \alpha_i = 0, \\ &C \geq \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, \ell \end{aligned} \quad (12)$$

假若 $K = (K(x_i, x_j))_{i,j=1}^{\ell}$ 為半正定矩陣(Positive Semi-definite Matrix)，此模式會存在最佳解。由上述模式可以得知當資料轉換到特徵空間後會影響結果的是 $K(x_i, x_j)$ ，此時 $\phi(x_i)$ 及 $\phi(x_j)$ 的個別值是多少並不需要知道，即可以不需理會 $\phi(x)$ 是何種形式的函數。

綜合上述，最佳超平面可以改寫成：



圖二 資料空間轉換至更高維度之特徵空間(資料來源：本研究整理)

$$f(x) = W^* \cdot \phi(x) + b^*$$

$$= \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \quad (13)$$

新形式的核心函數不勝枚舉，且不斷有學者持續提出，在(Hsu *et al.*, 2003)中提到最常見的核心函數為下列四種：

1. Linear:  $K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j$
2. Polynomial:  $K(x_i, x_j) = (\gamma x_i \cdot x_j + r)^d, \gamma > 0$
3. Radial Basis Function (RBF):  
 $K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0$
4. Sigmoid:  $K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i \cdot x_j + \gamma)$

其中  $\gamma, d, r$  是為核心函數的參數 (Kernel Parameters)。

## 2.3 支持向量回歸SVR

應用SVM於離散值分類稱為支持向量分類(Support Vector Classification, SVC)，應用同樣SVM理論架構於求解連續值，則稱為支持向量回歸(Support Vector Regression, SVR)。回顧SVM的問題在求解如下之最佳化問題：

$$\text{Minimize } \frac{1}{2} \|w\|^2$$

$$\text{Subject to } y_i(x_i \cdot w + b) \geq 1 \quad \forall i = 1, \dots, \ell \quad (14)$$

此最佳化問題解得之最佳參數  $w$  及  $b$ ，亦即最佳超平面  $w \cdot x + b = 0$ ，即可經由下式進一步判斷給定之資料  $x$  屬於那一類：

$$f(x) = \text{sgn}(w \cdot x + b) \quad (15)$$

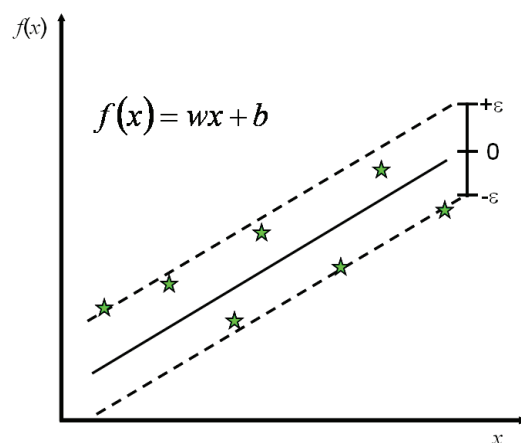
同樣地，如圖三所示，SVR的問題在求解如下之最佳化問題：

$$\text{Minimize } \frac{1}{2} \|w\|^2$$

$$\text{Subject to } y_i - w^T x_i - b \leq \varepsilon$$

$$w^T x_i + b - y_i \leq \varepsilon \quad \forall i = 1, \dots, l \quad (16)$$

此最佳化問題解得之最佳參數  $w$  及  $b$ ，可得到二條直線  $w \cdot x + b = \pm \varepsilon$ ，將給定之資料  $x$  包在



圖三 SVR原理示意圖(資料來源：本研究整理)

一個半徑為  $\varepsilon$  的管子內，進而得到一回歸函數如下式所示，亦即可經由給定之連續資料  $x$  求得連續之預測值：

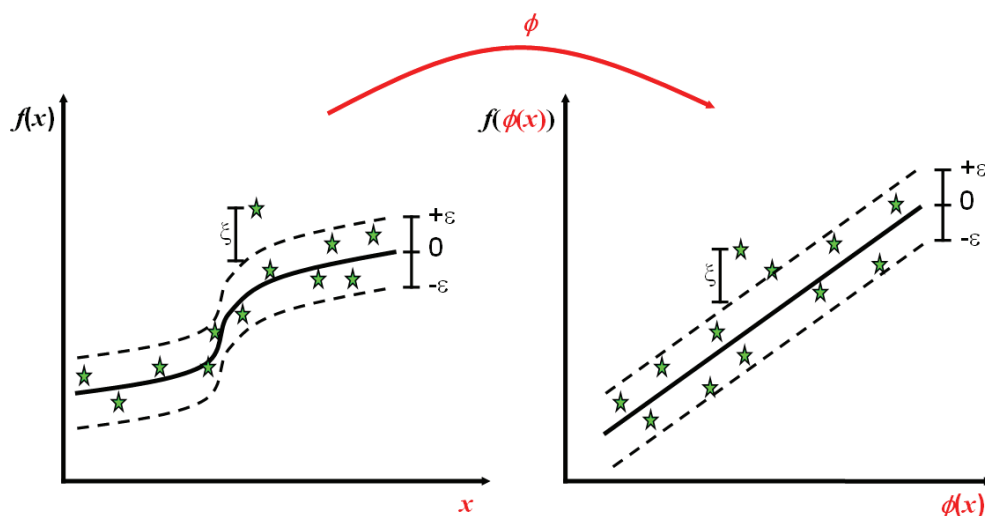
$$y = f(x) = w \cdot x + b = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot \langle x_i, x \rangle + b \quad (17)$$

若原始資料無法以線性函數建立模型時，必須將原始資料透過一個轉換函數，轉換到較高維度的特徵空間，則在此特徵空間中即可以線性函數  $y = f(x) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot K(x_i, x) + b$  建立耗能模型，其中  $K(x_i, x) = \phi(x_i) \cdot \phi(x)$ ， $\phi(x)$  為核心函數，一般選擇  $K(x_i, x) = \exp(-\gamma \|x_i - x\|^2)$ ， $\gamma > 0$ ，概念如圖四所示。

## 3. SVR電力負載預測模型建立

### 3.1 特徵挑選

建立一個優良的耗能模型必須藉由適當的系統特徵參數的選擇來達成。可能影響耗能的因素很多且相當複雜，例如：電器運作狀況、用電時間是否為例假日、電力線路品質、電器設備的老舊及運作效率、建物建材及環境、地理位置及面向與氣候溫度等。然而在建立耗能模型的過程中，過多的系統特徵參數將增加硬體運算的時間及負擔，過少的參數將降低模型的準確度，因此如何在有限的硬體資源下，選



圖四 SVR非線性資料回歸(資料來源：本研究整理)

擇適當的系統特徵參數進行學習訓練建模，達成較佳之預測準確度是相當重要的。

以整體來看，耗能模式是一種規律性的資訊。通常電力負載會有年週期、季週期、月週期和日週期的週期變化，因此耗能與時間及歷史資訊同時具有很強的關聯性。也因為耗能資訊與時間週期的強關聯性，因此在本論文中，我們利用歷史耗能資訊作為預測模型的特徵參數，以進行SVR統計學習訓練演算。

本研究將SVR模型(公式16)中的 $y_i$ 視為目標時段(以小時為單位)之耗能，特徵參數 $x_i$ 為該時段之歷史耗能資訊，

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i7}) \quad (18)$$

其中 $x_{ij}$ 為 $y_i$ 時段之前 $j$ 日同時段之耗能。例如：若 $y_i$ 為8月4日12時之累積耗能，則 $x_{i3}$ 為8月1日12時之累積耗能。

### 3.2 資料前處理

從數位電表收集之賣場總用電資訊時，因通訊與當機等其他問題造成之少量資料遺失或亂碼，其示意圖如圖五所示。因此我們以多項式內插及外插的方式將資料補足或濾除，其示意圖如圖六所示。另外，由於不同時段的耗能分布範圍差異很大，因此我們將耗能參數標準化，使各參數有相同的標準差，利於建立預測

模型。

### 3.3 耗能模型訓練

由於一天24小時不同時段的耗能大不相同，一週7日也是類似的狀況(例如賣場之週末用電遠大於週間)，因此本研究在建立預測模型時，會以相同時段、相同星期的資料作為模型訓練資料。

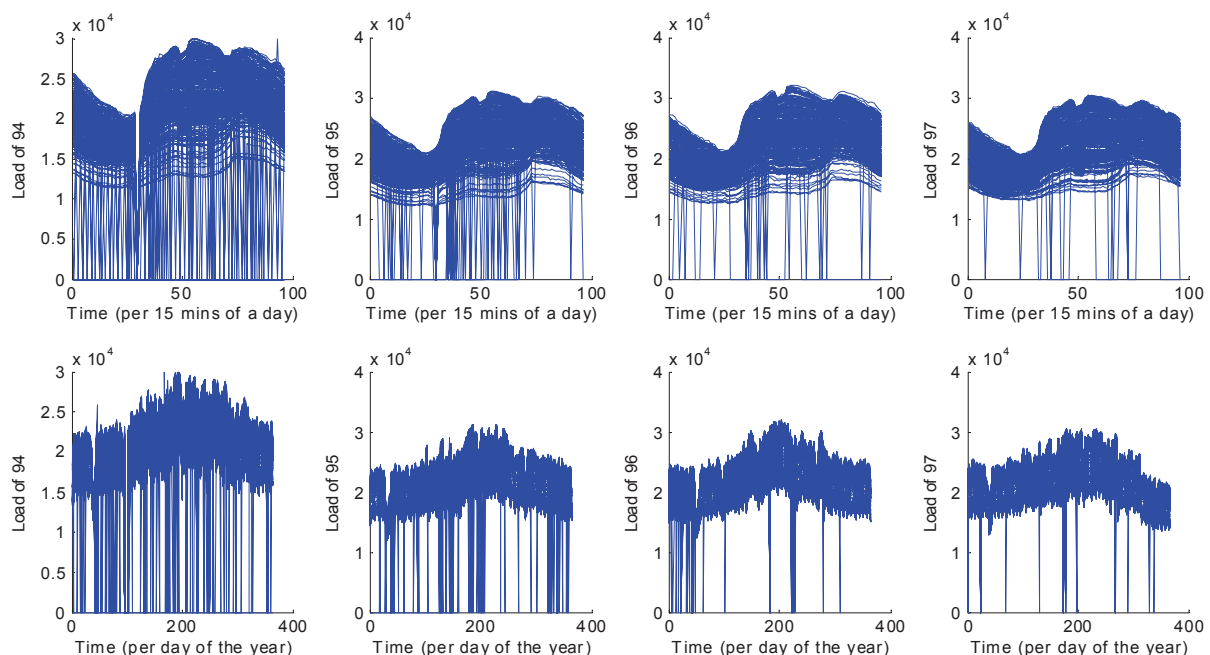
例如：若預測目標為2014年8月11日(一)12時之小時累積耗能 $y_0$ ，則訓練資料為 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ ，其中 $y_i$ 為 $y_0$ 前 $i$ 週同時段之累積耗能( $y_1$ 為2014年8月4日(一)12時之累積耗能)， $x_i$ 如式(18)所示，而本研究取過去20週的資料作為訓練資料( $n=20$ )。以訓練資料建立預測模型 $f(x)$ 後，將 $x_0=(x_{01}, x_{02}, \dots, x_{07})$ 代入 $f(x)$ 得到 $y_0$ 之耗能預測值為 $f(x_0)$ 。

以下本文將藉由收集休息賣場總耗能資訊，利用SVR演算法建構休息賣場的耗能預測模型，並於每日的零時(00:00)進行休息賣場未來1日24小時之耗電預測，並對實際預測結果作校驗。

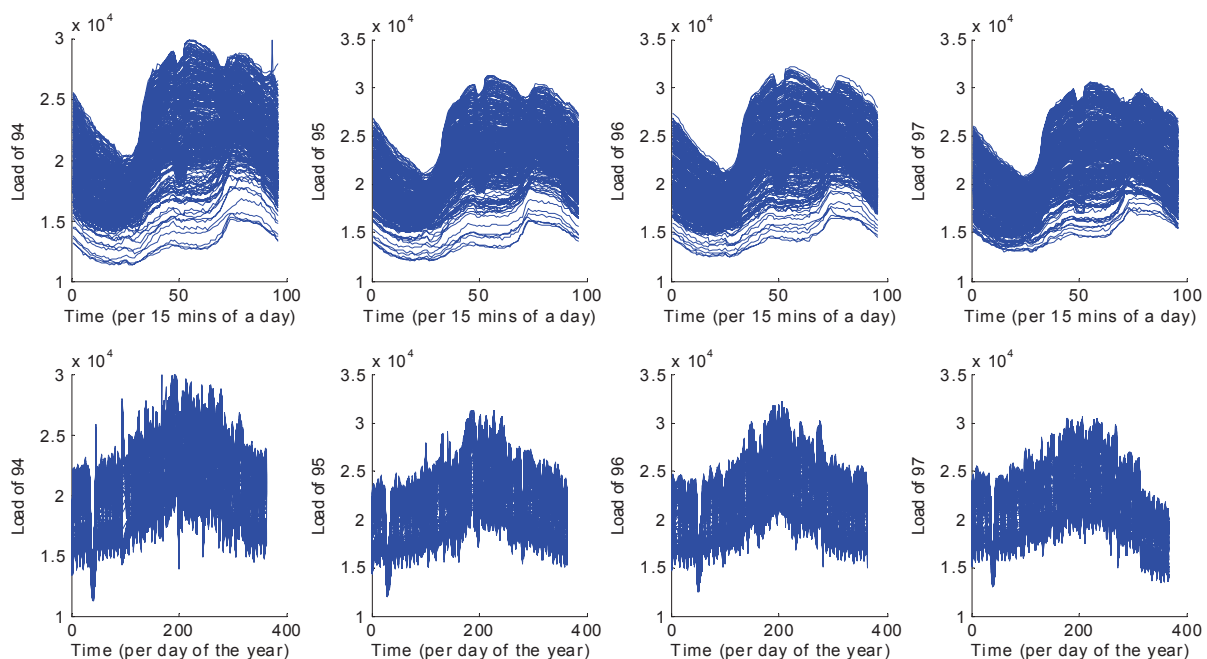
## 4. SVR電力負載預測應用

### 4.1 用電負載預測驗證





圖五 資料前處理前之資料雜訊示意圖(資料來源：本研究整理)

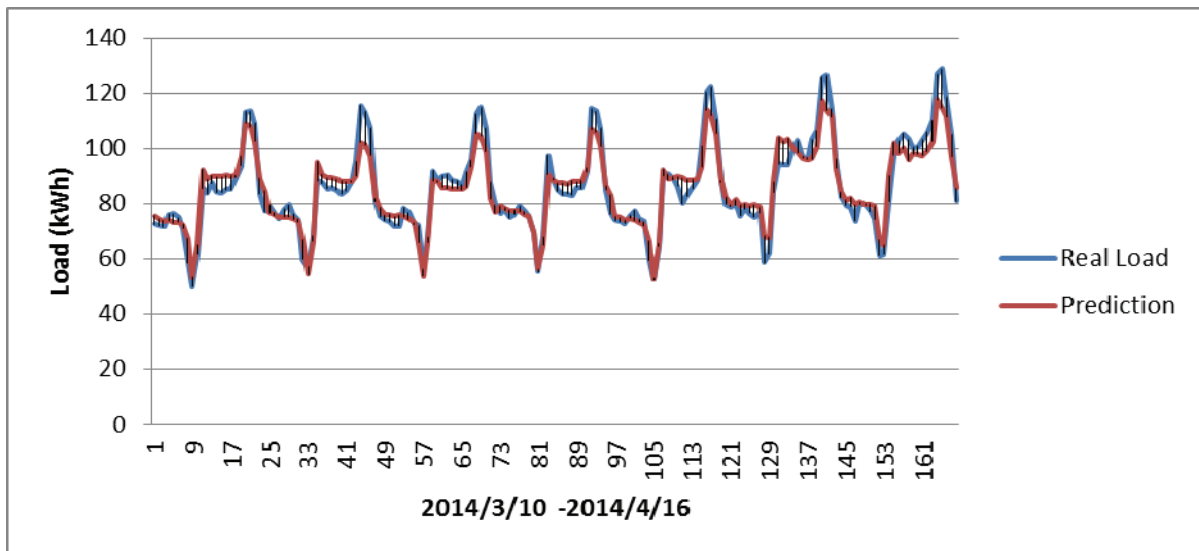


圖六 資料前處理後之資料雜訊濾除示意圖(資料來源：本研究整理)

為了要驗證SVR於休息賣場之電力負載預測是否可行，將收集之休息賣場耗能資訊分為訓練集合與測試集合。利用訓練集合的負載資料進行SVR耗能建模，再以耗能模型進行測試集合資料的預測，透過比較預測值與真實值的差異來驗證與判斷預測結果是否可行。

圖七為某休息賣場的總用電負載逐時預

測的結果，此休息賣場資訊收集從2013年8月10日開始至2014年4月20日的每小時用電度數(kWh)。因此以3月10日到4月16日共1周的資料為測試集合進行預測測試，預測結果如下圖七所示。其中藍色實線為經過內插前處理的真實耗能負載值，紅色實線為預測值。由圖七可得知耗能預測與實際負載的用電趨勢是一致的，



圖七 某休息賣場總用電負載之未來7日逐時預測結果

可以歸類出下列幾個要點：

- 3月10日至3月14日非假日的用電趨勢大致相同。從零晨03:00過後，用電量急速下降(表示此時段賣場的人潮是最少)，大約從早上8:00過後，用電量急速上升(表示此時段賣場的人潮陸續增加)，至下午17:00過後，此時用電量達到高峰(可推測下班及晚上用餐人潮達到最高)，至晚上22:00過後，此時用電量下降(表示人潮逐漸散去)。
- 3月15日至3月16日假日的用電趨勢與非假日大致相同，唯一最大差異是假日的用電量比非假日的用電高出許多(可推測假日人潮是多於非假日的)，因此本論文將日期區分為假日與非假日由實際的用電趨勢圖得到驗證。

由預測結果可以看出耗能曲線是否正確合理，除了觀察耗能曲線之外，還可以利用預測值與真實值的差異驗證，本驗證則是利用平均絕對值誤差率(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)來進行耗能預測誤差驗證。

平均絕對值誤差率公式：

$$MAPE = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \left| \frac{x(k) - x'(k)}{x(k)} \right| \times 100\%$$

MAPE(%)準確率說明如表一所示：當MAPE(%)小於10%是屬於高準確預測，介於10%~20%之間是優良預測，介於20%~50%之間

表一 MAPE(%)準確率說明

MAPE(%)	說明
< 10	高準確的預測
10-20	優良的預測
20-50	合理的預測
> 50	不準確的預測

是合理預測，大於50%是不準確預測。

某休息賣場耗能預測MAPE(%)驗證：

每日的MAPE(%)計算如表二所示，此期間的MAPE(%)平均值為4.6%。由MAPE(%)驗證可得知每日實際值與預測值的誤差率小於5%以內，可以驗證此休息賣場耗能預測是屬於高準

表二 每日MAPE(%)驗證

日期	3/10	3/11	3/12	3/13	3/14	3/15	3/16
MAPE	5.29%	4.72%	4.36%	3.45%	3.73%	5.13%	5.53%

確率的預測。

## 4.2 用電負載預測系統建置

本論文應用目標為發展休息賣場專用之智慧型電力監控能源管理系統，藉由用電預測資通訊技術的導入，可有效預先控管賣場用電端的電力能源使用，協助進行需量反應以降低尖

峰電力負載與空調用電的使用量，以提升用戶端(Demand Side)能源使用效率。

準確的休息賣場用電負載預測技術除了有助於促進國內需量反應機制的發展之外，用電預測分析結果可協助電力供應業者研議電費合理化計價，並擬定供輸配電策略，及規劃未來尖峰用電需求；對於休息賣場用電戶而言，可以了解自身用電狀況，自發性調整用電習慣，進而提高用電行為效率，達到節能減碳之國家發展目標。

智慧節能系統應用智慧電錶自動讀表系統，用於賣場總用電、空調迴路與照明迴路等。利用安裝智慧電錶讀表系統進行賣場電力量測與收集分析，智慧節能系統的整體架構如圖八所示。

休息賣場之智慧節能系統主要為三層式架構：

第一層：

用電收集器為主之監控網路層，主要執行休息賣場之電力收集與上傳資料庫功能，整合包括空調節能控制、賣場需量控制、用電管理與收集等。

第二層：

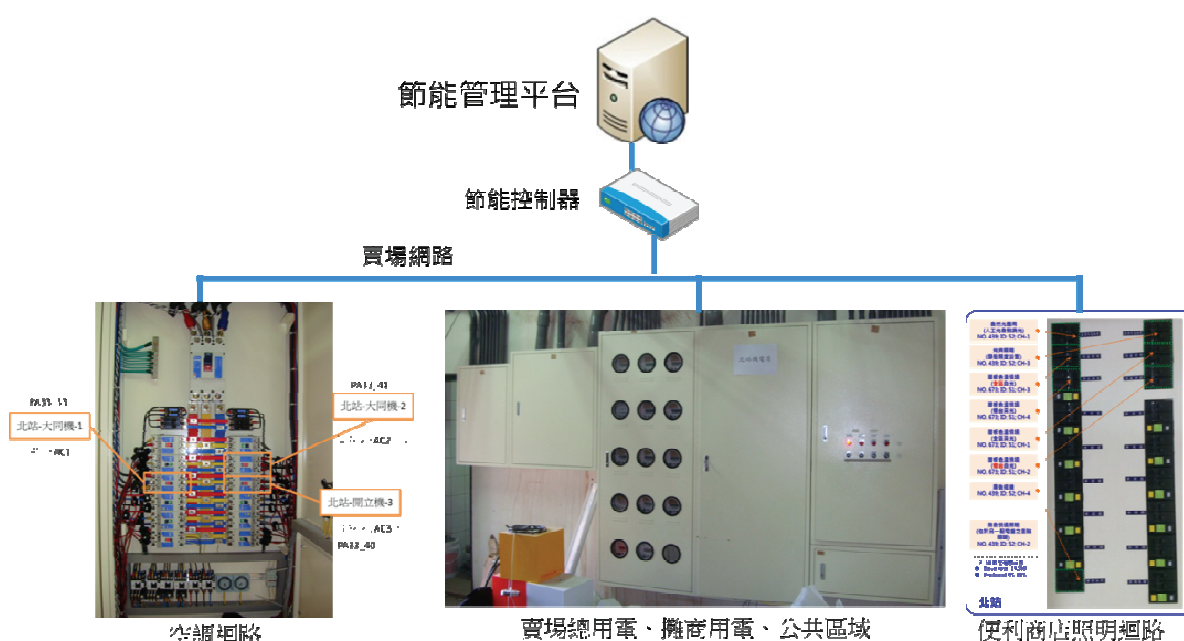
電腦管理圖控層，經由用電收集器連線驅動程式，取得賣場即時用電資料，及資料庫建置，進行資料收集與操作畫面設計等功能。

第三層：

Web網頁查詢控制管理系統層，整合網路連線及資料庫功能，提供網路即時畫面監視，歷史用電及設施管理資料查詢功能。

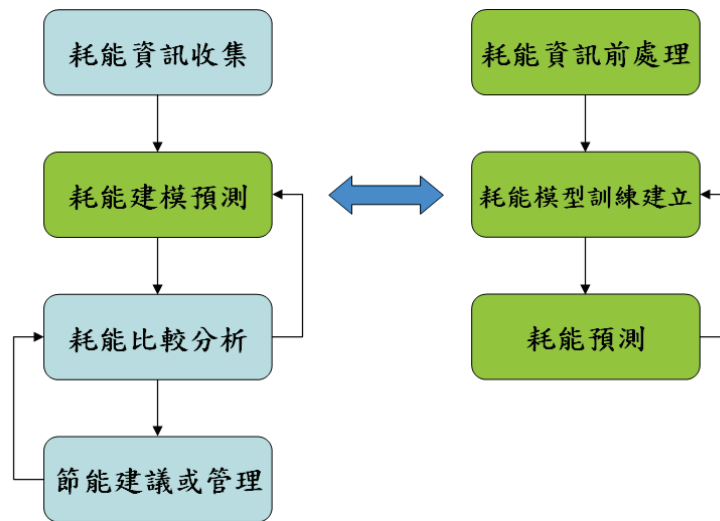
休息賣場用電負載預測系統流程如圖九所示。首先藉由智慧節能系統中的用電收集器，收集休息賣場的總用電耗能資訊，如圖十所示。再利用人工智慧學習演算法建構休息賣場的耗能模型，最後再進行休息賣場的耗能預測。依據預測結果，當預測值超過使用者設定的目標值時產生耗能預警，亦可以進行耗能比較分析，提供節能建議或直接進行電器設備耗能管理。

本論文中將用電負載預測系統分為耗能建模和耗能預測兩部份。因為耗能建模需要花費比較長的時間進行資料訓練，因此，在本論文中建模週期為1週建模1次。每日零晨(00:00)利用耗能建模所訓練出來的休息賣場耗能模型進行耗能預測，預測未來1日24小時至未來7日每小時的用電需量，並將耗能預測資料記錄於能

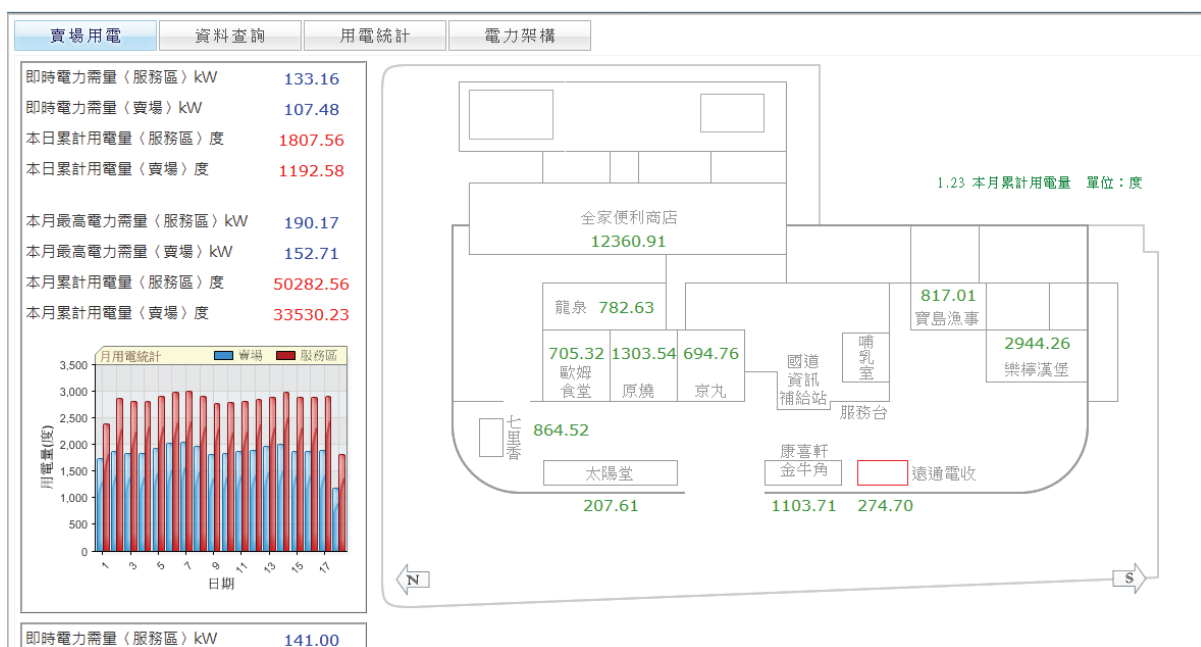


圖八 智慧節能系統架構圖





圖九 休息賣場用電負載預測系統流程

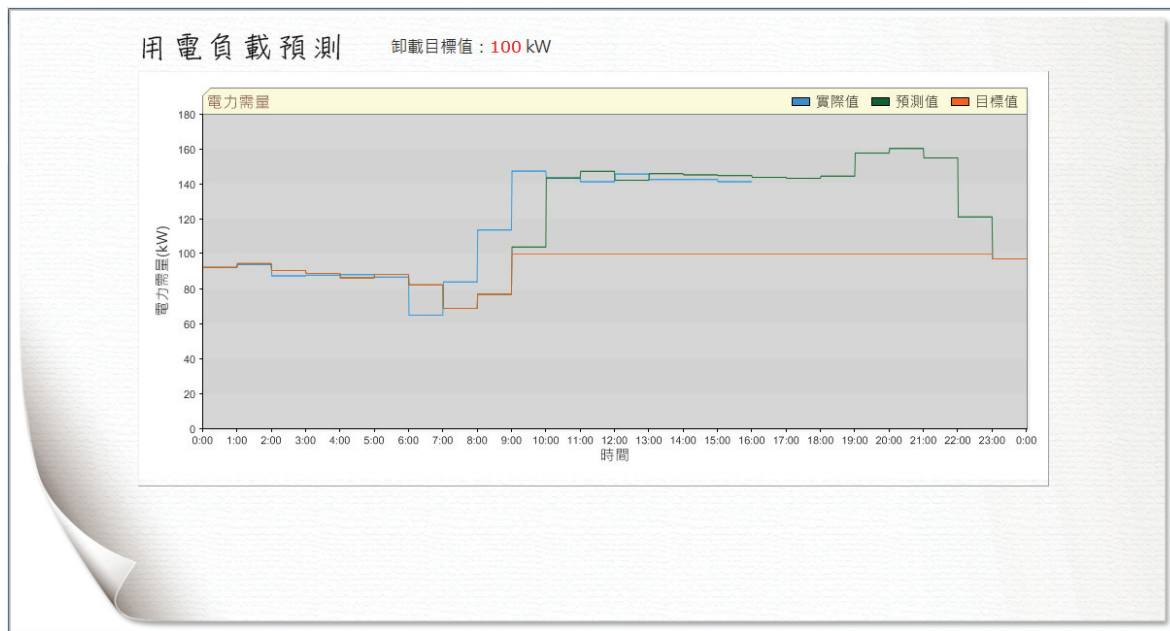


圖十 休息賣場用電負載動態顯示畫面

管平台的資料庫。目前只利用耗能預測資料進行休息賣場的耗能預警功能與耗能比較分析。未來將會直接與節能控制器結合，再配合卸載目標值的設定，當用電負載預測系統預測到未來某時段用電需量可能會超過目標值時，則利用節能控制器進行電器設備的監控功能，來達到節能的目的。

圖十一為SVR電力負載預測於節能之應用，亦是即時耗能動態預測顯示結果，圖中綠

色線為每日根據過去歷史耗能資料進行未來1日24小時之耗能預測值，圖中藍色線為每小時更新一次的即時耗能負載值，圖中橘色線為使用者所設定的卸載目標值。當用電負載系統預測到未來某時段可能會超過卸載目標值，即可進行用電卸載的功能。因此結合用電需量實際值與用電負載目標值等資訊，再依據用電負載預測系統所預測結果進行用電設備監控，達到節能的目的。



圖十一 用電負載預測動態顯示畫面

## 5. 結 論

本論文透過真實休息賣場的耗能資訊收集，利用人工智慧學習演算法建構賣場耗能模型，再以耗能模型進行電力負載預測。根據耗能預測結果，提供未來24小時至一星期每小時的耗電量及用電趨勢，使用者可以提前預知未來的用電負載狀況，來達到耗能提醒的功能以促使用電戶產生自發性節能意識。依據預測結果進行用電設備監控來達到節能的目的。

本論文使用支持向量機演算法進行用電負載預測。比較真實用電資料及預測結果，可以觀察出二者的用電趨勢是一致的，且利用平均絕對值誤差率的驗證得知其誤差率平均在5%以下，是屬於高準確的預測。因此藉由預測結果的提供，使用電戶了解其用電習慣，當用電戶發現未來可能有高耗能發生時，可提早進行節能策略的規劃與進行，進而達到節能的目的。

## 6. 誌 謝

本文承經濟部能源局之「智慧電網之節能

控制與整合技術開發計畫」計畫之經費補助得以研究及開發上述之各項技術與資料蒐集，謹此致謝。

## 參考文獻

- 林巧玲，2000，「短期電力負載需求之整合模型建構與預測」，碩士論文，國立臺灣大學工業工程學研究所。
- 劉美琦，2001，「臺灣地區電力尖峰負載預測之研究」，環境與管理研究期刊，第2卷，第1期，第29-46頁。
- 蘇慧倚，2007，「應用時間序列模式進行電力需量預測與節能改善評估」，碩士論文，朝陽科技大學環境工程與管理系。
- B. J. Chen, M. W. Chang, and C. J. Lin, 2004. Load Forecasting Using Support Vector Machines: A Study on EUNITE Competition 2001, IEEE Trans on Power Systems, Vol. 19, No. 4, pp. 1821-1832.
- Chih-Wei Hsu, Chih-Chung Chang, and Chih-Jen Lin., 2003, A Practical Guide to Support Vector Classification, <http://www.csie.ntu.edu>.

- tw/~cjlin/papers/guide/guide.pdf
- H. Hahn, S. Meyer-Nieberg and S. Pickl, 2009. Electric Load Forecasting Methods : Tools for Decision Making, European Journal Operational Research, Vol. 199, pp. 902-907.
- H. S. Hippert, C. E. Pedreira, and R. Castro, 2001. Neural Networks for Short-term Load Forecasting : A Review and Evaluation, IEEE Trans. On Power Systems, Vol. 16, No. 44-55.
- R. Fletcher, John Wiley, and Sons., 1987 Practical methods of optimization. 2nd edition.
- S. Fan, and L. Chen, 2006. Short-term Load Forecasting Based on an Adaptive Hybrid Method, IEEE Trans. On Power Systems, Vol. 21, No. 1, pp. 392-401.
- S. Fan, L. Chen and W. J. Lee, 2008. Machine Learning Based Switching Model for Electricity Load Forecasting, Energy Conversion and Management, Vol. 49, pp. 1331-1344.
- S. Fan, L. Chen and W. J. Lee, 2009. Short-term Load Forecasting Using Comprehensive Combination based on Multi-Meteorological Information, IEEE Trans. On Industry Applications, Vol. 45, No. 4, pp. 1460-1466.
- V. N. Vapnik, 1995. The nature of statistical learning theory, Springer, New York, USA.

# The Energy Saving Application of Electricity Load Forecasting

Su-Hong Chen<sup>1\*</sup> Cheng-Ting Lin<sup>2</sup> Tzung-Cheng Tsai<sup>3</sup> Yu-Hsuan Chang<sup>1</sup>

## ABSTRACT

In this paper, forecasting for 24 hours-ahead to 7 days-ahead of hourly electricity load and demand trend is developed, and the projection outcomes will be offered to users as notifications to raise their will of voluntarily energy saving. In addition, appliance monitoring and control will be applied in accordance with the projection results to achieve the goal of energy saving.

Support vector machine (SVM) algorithm is chosen to accomplish the short-term electricity load forecasting, and the outcome of electricity forecasting fits the trend of real power demand. In addition, the forecasting is highly accurate, the average error rate is below 6%. By offering the forecasting results to the end users, patterns of electricity consumption can be discovered. When the users is notified that heavy energy demands are going to be occurred, they can make energy saving plans in advance to achieve power demand reduction.

**Keywords:** electricity load forecasting, energy consumption analysis, energy saving Applications

---

<sup>1</sup> Associate Researcher, Green Energy & Environment Research Laboratories, ITRI

<sup>2</sup> Senior Researcher, GEL/ITRI

<sup>3</sup> Researcher, GEL/ITRI

\* Corresponding Author, Phone: 886-3-5918622, E-mail: suhongchen@itri.org.tw

Received Date: June 27, 2014

Revised Date: October 29, 2014

Accepted Date: November 20, 2014