

專 論

以支援向量機為基礎於有限氣象資料  
進行蒸發量補遺

**Imputation of Evaporation Data by Using a Support  
Vector Machine Based Model with Limited  
Meteorological Data**

國立中央大學  
太空及遙測研究中心  
博士後研究

**林 軒 宇\***

**Hsaun-yu Lin**

國立中央大學  
太空及遙測研究中心  
特聘教授

**劉 說 安**

**Yuei-an Liou**

摘 要

於水文循環中，蒸發量為相當重要的水文因子，準確的估算蒸發量可作為水資源管理與農業灌溉重要參考資訊，然而蒸發量資料可能會因儀器毀損或記錄錯誤等原因造成資料缺漏或遺失。因此本研究提出以支援向量機為基礎，利用氣象因子建置蒸發推估模式以進行資料補遺。首先，蒐集與蒸發過程相關之氣象因子，並篩選最佳氣象因子組合以建置蒸發推估模式。接著，本研究嘗試於有限氣象資料下，以較常見之氣溫與濕度因子為輸入項建立蒸發推估模式，以驗證提出模式之適用性。最後則以建置完成之模式進行缺漏資料補遺，以評估資料補遺與否之差異。結果顯示，本研究所提出之模式不論於最佳氣象因子組合或是於有限氣象因子條件下，皆可保有相當優異之推估能力。此外，提出之模式於不同輸入項時，皆能保有一致性之補遺成果。因此建議可以本研究提出之方法進行推估模式之建置與缺漏資料之補遺。

**關鍵詞：**支援向量機，蒸發量，資料補遺，氣象因子。

**ABSTRACT**

Evaporation is a major factor in hydrological cycle. Its estimation can provide a

\*通訊作者，國立中央大學太空及遙測研究中心博士後研究，32001 桃園縣中壢市中大路 300 號，f97521304@ntu.edu.tw

practical reference for water resources management and agricultural irrigation. However, observed evaporation data are sometimes not available due to measurement or recording failure. In this research, an effective model based on support vector machine (SVM) is proposed to estimate missing pan evaporation by using meteorological data as input. First, the meteorological data that affect evaporation are collected, and the optimal input combination is selected by input determination process to construct SVM<sub>opt</sub> model for evaporation estimation. Then, in order to extend the applicability of the proposed models, SVM<sub>temp</sub> and SVM<sub>hum</sub> models, which use commonly measured data in a weather station as input, are also constructed. Additionally, the proposed models are used to estimate missing evaporation data, and the estimation results are evaluated. Results show that the proposed models can estimate evaporation accurately with limited meteorological data, and the proposed models can estimate missing data consistently under different input combinations. The proposed modeling technique is expected to be useful to construct an evaporation estimation model, and the proposed model is recommended as an alternative approach for estimating missing evaporation data.

**Keywords:** Support vector machine, Evaporation, Data imputation, Meteorological data.

## 一、前言及文獻回顧

### 1.1 研究動機

蒸發(Evaporation)為液體表面分子接收能量轉變為氣體之過程，其為水文循環中相當重要之因子，參考蒸發散量(Reference evapotranspiration)可藉由蒸發量乘上蒸發皿係數(Pan coefficient)求得(Allen *et al.*, 1998；葉信富等，2008)，因此準確的估算蒸發量可作為水資源管理與農業灌溉之重要參考資訊。台灣因地形關係河川坡陡流急，降雨不易攔截儲蓄。以 2015 上半年為例，台灣曾面臨數十年來嚴峻之乾旱，北部水庫集水區降雨量低於歷年平均之一半，石門水庫水位為歷年第五低。此一情形隨著工業及民生用水需求與日俱增，而使得可有效利用之水資源更受到限制，顯示準確估計蒸發量將有助於更有效率的掌握及運用水資源。

於實務上蒸發量之量測可分為直接法(Direct method)與間接法(Indirect method)。目前較常使用的直接法為蒸發皿量測，以台灣氣象局局屬測站使用的 A 型蒸發皿(Class A Pan, USWB)為例，其

直徑與高度分別為 47.5 與 10 英吋，蒸發量可直接由蒸發皿之水位變化量測。然而蒸發資料可能會因為儀器毀損或記錄錯誤等原因造成資料缺漏或遺失，而缺漏之資料若未經合理之補遺，則會造成在水資源管理及分配上缺少正確之參考資訊。而當蒸發資料缺漏時，可以間接法包含經驗公式(Empirical formula)、半經驗公式(Semi-empirical formula)、能量平衡(Energy-balance)、質量傳輸(Mass transfer)與水收支(Water budget)等方法進行推估(Xu and Singh, 1998; Mosner and Aulenbach, 2003; Donohue *et al.*, 2010; Liou and Kar, 2014)。概念為利用與蒸發過程相關之氣象因子推估蒸發量，例如以溫度、風速、氣壓、太陽輻射等氣象因子建構蒸發量推估模式進行資料補遺。然而，蒸發現象因地表-大氣間複雜之交互作用而為水文循環中相當難以估算的一項因子，除了與蒸發現象相關之氣象因子數量眾多外，各區域在時間與空間上支配蒸發過程之氣象因子也不盡相同(Lin *et al.*, 2013)。使得在使用間接法推估蒸發量時，除了需要慎選可符合該地區氣象條件之方法，尚需重新率定各方法之參數以

修正其方法之正確性(Xu and Singh, 1998)，顯示經驗公式或物理為基礎之模式於蒸發量推估有其不便之處。

類神經網路(Neural Network, NN)為晚近崛起之控制理論，藉由模仿生物大腦與神經網路系統所建構之資訊處理系統，可對於輸入之資訊利用數學的方式建立模式以儲存、學習及回想之作用。近年來，類神經網路已經廣泛被應用於資料探勘(Data mining)、函數逼近(Function approximation)、參數萃取(Variable retrieval)與樣式辨別(Pattern recognition)等工作上(ASCE Task Committee, 2000 a, b; Liou *et al.*, 1999; Liou *et al.*, 2001; Liu *et al.*, 2002)。於蒸發量推估議題上，過去研究顯示以 NN 為基礎模式推估蒸發量之準確性優於傳統間接法(吳國儒等, 2008; Landeras *et al.*, 2008; Kisi, 2009; Moghaddamnia *et al.*, 2009; Tabari *et al.*, 2010; Chang *et al.*, 2010; Lin and Lin, 2012; Wu *et al.*, 2013)。近年來名為支援向量機(Support Vector Machine, SVM)的新型 NN 被提出，且由過去文獻之研究成果顯示，SVM 模式與傳統 NN 模式相比，因其準確度性、強健性與效率性高被建議作為使用之模式(Lin *et al.*, 2009a, 2009b)。因此，本研究使用 SVM 模式架構蒸發

推估模式，並以較常見且易於蒐集之氣象因子作為輸入項，使提出之模式具實際應用價值。於本文首先將探究研究區域影響蒸發過程之主要影響因子。接著以不同氣象因子為輸入項建構推估模式，並以評估指標與時間序列圖等研析各模式之推估能力與效用。最後將建置完成之模式，實際運用於測站缺漏資料之補遺，並探究資料補遺之成果。

## 二、研究方法

### 2.1 資料概述

本研究選取中央氣象局於南投縣信義鄉之玉山測站(站號 467550)，其測站經度  $120^{\circ}57'06''E$ 、緯度  $23^{\circ}29'21''N$ 、高程 3844.8 公尺，其位置如圖 1 所示。氣象觀測資料紀錄超過七十多項氣象因子。雖然記錄之氣象因子眾多，但部分因子紀錄資料不完整。因此於本研究僅選用資料紀錄較完整且與蒸發現象較相關之因子，選出平均氣溫( $T_{mean}$ )、最高氣溫( $T_{max}$ )、最低氣溫( $T_{min}$ )、平均露點溫度( $T_{dew}$ )、氣溫日較差( $T_{dif}$ )、平均水氣壓( $P_{mean}$ )、最大水氣壓( $P_{max}$ )、最小水氣壓( $P_{min}$ )、平均相對濕度( $RH_{mean}$ )、最大相對濕度( $RH_{max}$ )、最小相對濕度( $RH_{min}$ )、平均風速( $W$ )、降水量( $P$ )、

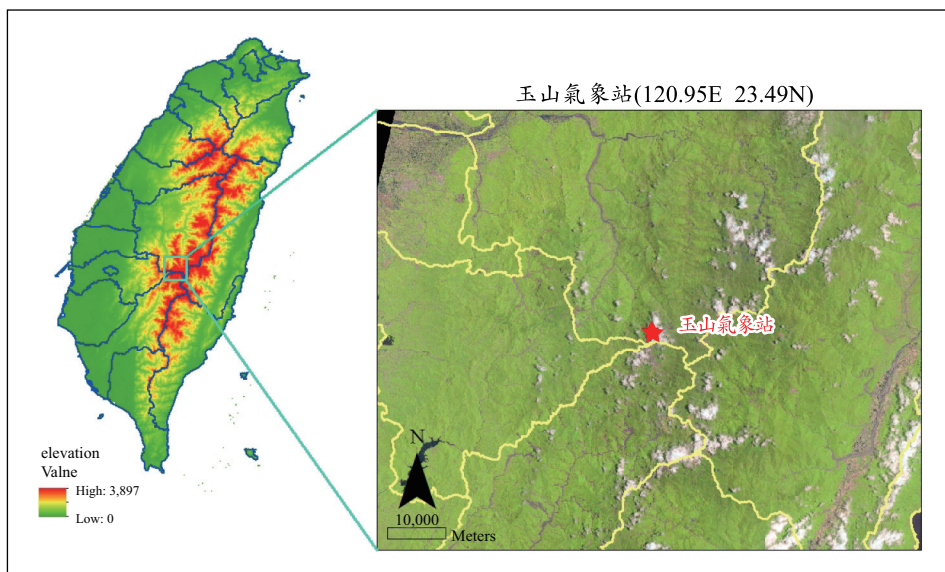


圖 1 研究區域圖

表 1 氣象因子統計特性

氣象因子	最小值	最大值	平均值	標準偏差
$T_{mean}$	-0.6	10.3	6.4	2.3
$T_{max}$	2.4	20.4	12.9	3.9
$T_{min}$	-4.2	7.5	3.2	2.2
$T_{dew}$	-16.7	8.1	1.6	4.3
$T_{dif}$	1.7	16.7	9.7	3.2
$P_{mean}$	1.9	10.9	7.3	1.7
$P_{max}$	3.7	14.6	10.2	1.9
$P_{min}$	0.9	9.0	5.0	2.0
$RH_{mean}$	19.0	100.0	75.5	17.6
$RH_{max}$	26.0	100.0	93.7	10.7
$RH_{min}$	12.0	96.0	54.1	21.4
$W$	1.5	17.7	4.9	2.3
$P$	0.0	126.5	5.4	13.9
$P_n$	0.0	24.0	2.3	4.7
$S_n$	0.0	12.8	5.6	3.7
$S_p$	0.0	99.9	45.2	30.8
$SR$	0.7	28.6	15.7	6.1
$SR_{max}$	0.4	3.9	2.5	0.8
$T_{grass}$	-8.5	9.4	0.5	2.6
$T_{earth}$	1.0	15.9	8.1	2.7
$E$	0.1	8.2	2.4	1.5

降水量時數( $P_n$ )、日照時數( $S_n$ )、日照率( $S_p$ )、日射量( $SR$ )、小時最大日射量( $SR_{max}$ )、最低草溫( $T_{grass}$ )、地中溫度 0 cm ( $T_{earth}$ )等二十項因子，作為模式可能之輸入項，以進行蒸發量( $E$ )補遺，各氣象因子之統計特性可參照表 1。檢視玉山測站之蒸發量資料，由於測站海拔高度高，冬季平均氣溫低於 0 度，而造成水面結冰或蒸發量甚低，因此不列入需補遺之資料，僅針對平均氣溫高於 0 度，且蒸發資料欄位顯示為-9997 (無法觀測)之資料，判定為缺漏資料，並進行資料補遺。本研究資料選取之時間範圍為 2009 年 1 月至 2010 年 12 月，扣除掉不予考量之冬季資料，完整資料共 428 天，蒸發量缺漏資料共 47 天，顯示該測站蒸發缺漏資料佔完整資料約 10%左右。

## 2.2 模式發展

本研究為架構蒸發推估模式，先將測站蒐集之觀測資料分為完整與缺漏資料兩部分。由於缺

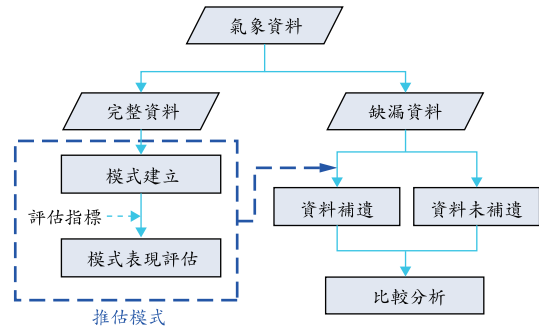


圖 2 研究流程圖

漏資料無實際蒸發觀測值作為模式之率定與驗證，因此先將完整資料分為訓練資料用以架構補遺模式，以及測試資料用以驗證模式表現。建構完成之模式再用於缺漏資料補遺以還原實際蒸發量，並評估於資料缺漏情形下，模式進行補遺與否之差異。研究流程圖如圖 2 所示。

於推估模式建立時，模式之計算核心以 SVM 模式建立，SVM 有兩個主要的特點，第一，SVM 使用結構風險(Structural risk)最小化取代經驗風險(Empirical risk)最小化，於模式建構時不僅考量降低誤差，同時也考量網路結構的複雜度。第二，Vapnik (1995)將模式結構與權重的決定方式，轉換成二次規劃問題，可以採用標準演算法快速求解，不需像傳統 NN 模式多次迭代計算。其詳細的數學原理可參考相關文獻與書目 (Vapnik, 1995; Cristianini and Shaw-Taylor, 2000)。同時於模式訓練與驗證時，採用交替驗證(Cross validation)法，避免因訓練與測試資料選取之差異而造成結果的不確定性，同時模式也可於每次驗證中使用最大量的訓練資料以架構模式。

由於與蒸發相關之氣象因子眾多(以本研究為例選出了二十項因子)，若無系統方法進行輸入項選取，將會使得模式之建立沒有效率。因此於本研究中，模式輸入項選取方式為參考 Lin *et al.* (2013)所提出之輸入項決定方法，藉由 SVM 模式可發掘輸入與輸出因子非線性關係之能力及其運算效率高之特點，以系統性輸入項決定流程決定最佳輸入項組合，並用於建構最佳輸入項模式 SVM<sub>opt</sub>，以了解研究區域影響蒸發過程之

主要氣象因子為何。此外，為求本研究提出之推估模式使用上具便利性，亦針對多數氣象測站皆會紀錄之平均氣溫與平均相對濕度因子為基礎，分別建立 SVM<sub>temp</sub> 與 SVM<sub>hum</sub> 模式，以使提出之模式可適用於其他氣象因子較少之測站，並評估不同輸入項模式之推估與補遺表現。

### 2.3 評鑑指標

本研究採用的評鑑指標有下面三項：  
均方根誤差(Root Mean Square Error, RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{E}_i - E_i)^2} \dots\dots\dots(1)$$

平均絕對誤差(Mean Absolute Error, MAE)

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |E_i - \hat{E}_i| \dots\dots\dots(2)$$

式中  $E_i$  為蒸發皿觀測值， $\hat{E}_i$  為 SVM 模式之推估值， $N$  為資料筆數，RMSE 為推估值與觀測值間誤差的均方根，MAE 為推估值與觀測值間誤差絕對值之算數平均，其值愈接近 0 代表推估之值愈接近觀測值。

效率係數(Correlation Coefficient, CC)

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})(\hat{E}_i - \bar{\hat{E}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})^2 \sum_{i=1}^N (\hat{E}_i - \bar{\hat{E}})^2}} \dots\dots\dots(3)$$

式中  $\bar{E}$  為觀測值之平均值。CC 為瞭解模式產生的推估值與觀測值相關性，若 CC 愈接近 1，則表示推估結果愈接近實際狀況。

## 三、研究成果

### 3.1 模式建立

由於 SVM 模式具發掘輸入與輸出因子非線性關係之能力，並具快速運算之特點，本文選用 Lin *et al.* (2013)所提出之最佳輸入因子決定方法，選出 SVM<sub>opt</sub> 模式之最佳氣象因子組合。輸入項決定流程可於增加氣象因子過程以改進模式推估能力時，同時並避免模式過度學習(Overfitting)之情形發生。如圖 3 所示，SVM<sub>opt</sub>

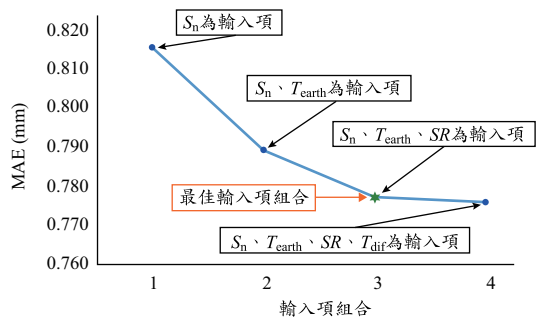


圖 3 氣象因子篩選流程

模式隨著輸入氣象因子之增加而降低其推估誤差。於二十項氣象因子中，其中日照時數  $S_n$  為最先被選入之氣象因子，表示於推估模式中  $S_n$  為最重要之因子，單一  $S_n$  輸入因子之模式 MAE 值為 0.815；而第二重要之輸入因子為地中溫度  $T_{earth}$ ，增加  $T_{earth}$  因子之模式 MAE 值為 0.789，改進幅度為 3.17%；而第三與第四重要之輸入因子為日射量  $SR$  與氣溫日較差  $T_{dif}$ ，模式 MAE 值分別為 0.777 與 0.776。如圖 3 所示，由於加入第四項氣象因子  $T_{dif}$ ，模式 MAE 值下降幅度趨緩，改善幅度已相當微小，不列入最佳輸入氣象因子組合，因此於玉山測站最佳輸入氣象因子組合為  $S_n$ 、 $T_{earth}$ 、 $SR$ 。此一結果也顯示，模式可以  $S_n$ 、 $T_{earth}$ 、 $SR$  建構模式推估蒸發量，同時也避免模式輸入過多不必要之氣象因子，除了增加模式複雜度外，更會使得模式於建置及使用上須蒐集較多氣象資料而造成效率性不佳。值得注意此一最佳輸入項組合，可能因不同測站之氣象條件而有所差異。以嘉南平原地區學甲試驗站為例，Lin *et al.* (2013)指出風速為建立蒸發推估模式之重要輸入因子，輸入風速因子可有效降低推估誤差；然而於玉山測站輸入風速因子並沒有使得推估誤差有明顯之降低；Rahimkhoob (2009)則指出於半乾燥氣候區之測站，輸入日最高溫與日最低溫對於模式之推估表現有幫助；然而於玉山測站輸入日最低溫則反而會使模式推估表現變差。此一現象也顯示環境條件之差異，會導致模式之重要輸入氣象因子有所不同。

SVM<sub>opt</sub> 模式依據輸入項決定流程選出最佳輸入因子組合，然而地中溫度、日射量與氣溫日較

差等並非多數氣象站皆會紀錄之氣象因子。因此本研究嘗試以較常見之氣溫與濕度因子為輸入項，分別建立  $SVM_{temp}$  與  $SVM_{hum}$  模式，以驗證模式於有限之氣象因子下，可否保有合宜之推估能力，並比較三模式之優劣與差異。於氣溫為基礎之  $SVM_{temp}$  模式，除了最重要的  $S_n$  因子外僅加入平均氣溫因子  $T_{mean}$  為輸入項；於濕度為基礎之  $SVM_{hum}$  模式則僅再加入平均相對濕度因子  $RH_{mean}$  為輸入項，三模式之輸入項組合如表 2 所示。

表 2 模式輸入氣象因子項組合

Step	Input	training MAE (mm/day)
$SVM_{opt}$	$S_n + T_{earth} + SR$	0.777
$SVM_{temp}$	$S_n + T_{mean}$	0.801
$SVM_{hum}$	$S_n + RH_{mean}$	0.800

### 3.2 模式表現比較

以評鑑指標評估本研究提出之模式蒸發量推估表現，計算結果如表 3 所示。於三模式中， $SVM_{opt}$  模式不論於訓練或測試階段，皆有最低之 RMSE、MAE 值與最高之 CC 值， $SVM_{opt}$  模式之推估誤差較  $SVM_{temp}$  與  $SVM_{hum}$  模式改善約 3~5%，顯示該模式有最佳之推估表現。本研究也將提出之模式以氣象因子推估之蒸發量與實際觀測蒸發量繪製於月時間序列圖，由圖 4 顯示三模式皆保有相當優異之推估能力，然而  $SVM_{opt}$  模式於多數月份(4、5、6、7、10、11 月)推估結果皆較其他兩模式準確，僅於 8 與 9 月份推估誤差些微高於  $SVM_{temp}$  與  $SVM_{hum}$  模式，此一結果也顯示經輸入項決定流程增加有效之氣象因子對於模式之推估能力有所幫助。

表 3 評鑑指標計算模式之推估結果

Model	RMSE(mm/day)		MAE(mm/day)		CC	
	training	testing	training	testing	training	testing
$SVM_{opt}$	1.074	<b>1.028</b>	0.777	<b>0.764</b>	0.701	<b>0.689</b>
$SVM_{temp}$	1.105	1.072	0.801	0.794	0.682	0.653
$SVM_{hum}$	1.098	1.080	0.800	0.800	0.686	0.651

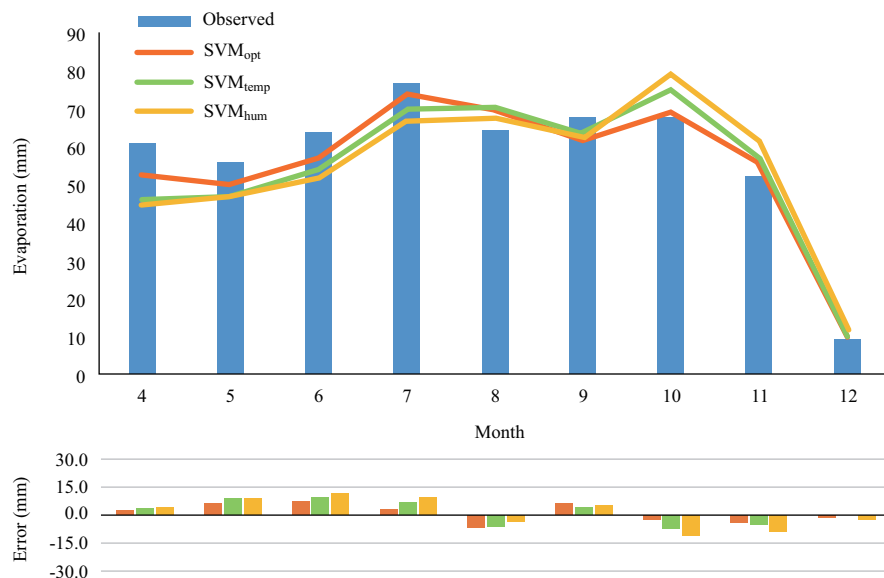


圖 4 月蒸發量序列圖

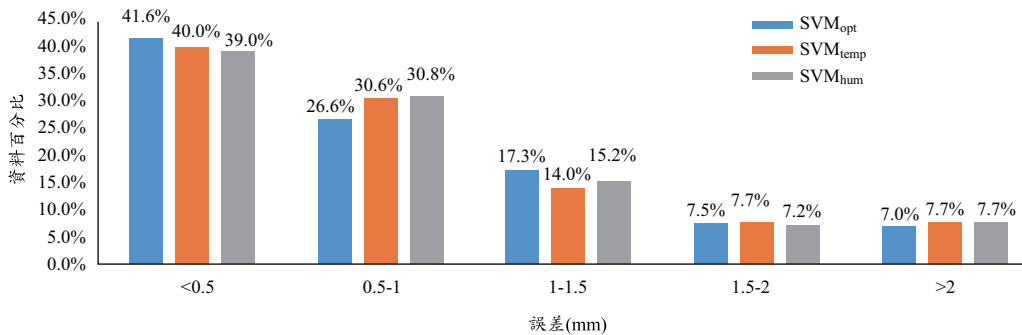


圖 5 推估誤差分布圖

除了以評鑑指標與時間序列圖驗證模式表現外，本研究進一步檢視提出三模式之推估誤差分布。如圖 5 所示，SVM<sub>opt</sub>、SVM<sub>temp</sub> 與 SVM<sub>hum</sub> 模式分別有 41.6、40.0 與 39.0% 之資料推估誤差小於 0.5 mm；與有 26.6、30.6 與 30.8% 之資料推估誤差介於 0.5-1 mm 範圍，顯示於多數情況下，三模式皆可保有推估誤差小於 1 mm 之水準，僅有約 7% 之資料推估誤差會超過 2 mm 之範圍。

綜合以上，顯示三模式可根據輸入之氣象因子合理的推估蒸發量。其中 SVM<sub>opt</sub> 模式由於使用最佳輸入項組合而有最佳之推估表現，然而該模式之劣勢為其輸入項較另外兩模式不易取得。因此，若同時考量模式推估表現與氣象因子取得之容易與否，SVM<sub>temp</sub> 與 SVM<sub>hum</sub> 在建置與使用上僅需兩項輸入項而較於便利，其輸入因子  $T_{mean}$  與  $RH_{mean}$  之取得也較  $T_{earth}$  與  $SR$  容易，且兩模式可保有相當之準確性，於多數月份月蒸發推估誤差皆低於 10 mm。SVM<sub>temp</sub> 模式僅於四月份誤差(+14.8 mm)略大於 10 mm，SVM<sub>hum</sub> 模式則於四月、六月與十月份誤差(分別為+16.2、+11.7、-11.3 mm)略大於 10 mm。由上述成果為評量，以溫度因子為基礎之 SVM<sub>temp</sub> 模式表現略優於 SVM<sub>hum</sub> 模式。

### 3.3 蒸發量補遺比較

由於本研究選取之玉山測站，非冬季且蒸發資料欄位顯示為-9997 之資料共 47 天，其紀錄值呈現-9997 表示資料“無法觀測”，其無法觀測之原因可能為儀器的清潔或維護工作而導致無

量測蒸發量，缺漏之資料佔完整資料約 10% 左右。本研究使用完整記錄之氣象資料建置推估模式，並進行缺漏資料補遺以還原玉山測站完整之蒸發量資訊，模式建置之示意圖如圖 6。如前節所述，由於建置之模式可根據輸入之氣象因子合理推估蒸發量，因此補遺之成果可作為判斷於該氣象條件下所可能發生之蒸發量，提供較完整之資料以供參考。

補遺成果如表 4 所示，其中 2009 年 4 月與 5 月由於缺漏筆數較多，因此由補遺前後之數據可發現蒸發量相差較大，4 月與 5 月補遺後數據分別較原始數據高出約 40% 與 50%；而 2009 年 6 月與 2010 年 5 月缺漏筆數分別為五筆與六筆，補遺後數據則分別較原始數據高出約 10% 與 20%；其餘月份由於缺漏資料較少，則補遺後數據僅較原始數據高出 10% 以下。由補遺後之成果與原始數據相比，顯示所提出之模式可用於補遺缺漏資料，以還原實際之蒸發量。而當測站之蒸發量資料有多筆缺漏，且未正確的補遺時，可能會對於蒸發參考資訊判斷錯誤。

比較提出之三模式蒸發量補遺成果，顯示三者趨勢一致。此一現象也說明雖然三模式之輸入項不同，但以支援向量機建構之模式能保有相當一致性補遺成果，並不會因輸入項之差異而使得其成果有顯著差別。因此考量模式建置時之便利性與其一節所評估模式之推估準確性，SVM<sub>temp</sub> 模式由於僅需日照時數  $S_n$  與平均氣溫因子  $T_{mean}$  兩項氣象因子為輸入項，且其平均絕對誤差 MAE 小於 0.8 mm/day，建議可以 SVM<sub>temp</sub> 作為玉山測

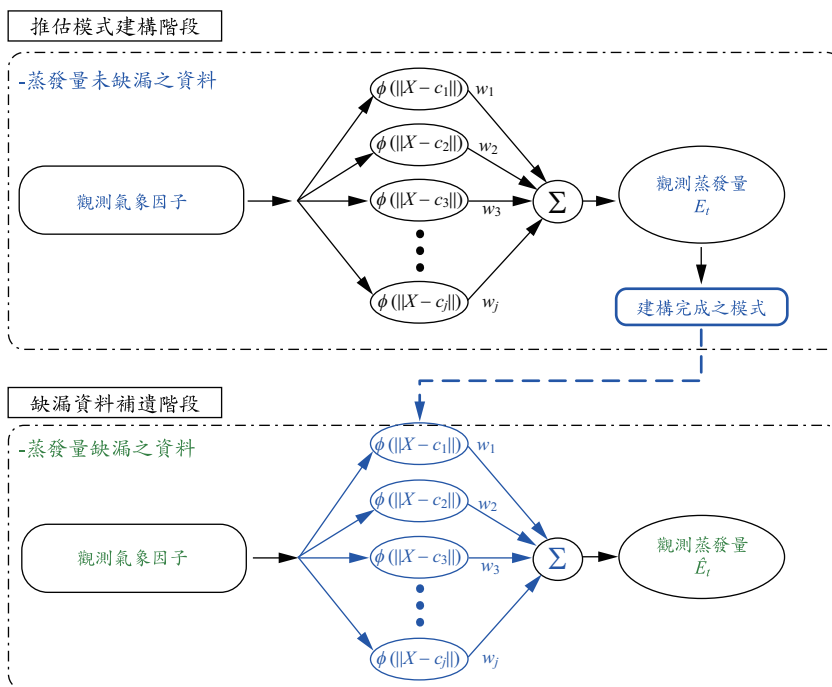


圖 6 模式建置與資料補遺示意圖

表 4 模式補遺成果

Month	資料缺漏筆數	未補遺蒸發量(mm)	補遺蒸發量(mm)		
			SVM <sub>opt</sub>	SVM <sub>temp</sub>	SVM <sub>hum</sub>
Apr-09	11	36.0	53.9	48.1	49.6
May-09	11	60.2	92.9	91.6	93.0
Jun-09	5	68.2	76.5	76.5	77.0
Jul-09	1	68.5	69.7	69.5	69.5
Aug-09	4	58.4	63.0	62.8	62.0
May-10	6	51.5	63.3	62.3	62.8
Jul-10	2	84.6	86.7	86.5	86.4
Sep-10	2	58.0	61.9	62.2	62.3
Oct-10	2	62.4	63.8	64.1	64.1
Nov-10	1	63.7	67.2	66.8	67.8

站之蒸發量推估模式，以補遺其缺漏資料。

#### 四、結論與建議

蒸發為水文循環中相當重要之因子，然而與蒸發過程相關之氣象因子眾多，且各氣象因子與蒸發量間存在著複雜的非線性關係，使得建立經驗公式或物理基礎模式有其不利性。因此本研

究以氣象因子為輸入資料，並以具良好函數映射能力之支援向量機建置蒸發量推估模式，除考量最佳之氣象因子組合外，更進一步在資料限制下，以較常見之氣溫與濕度因子為基礎建立蒸發量推估模式以驗證模式之適用性。

本研究以氣象局局屬玉山測站資料為研究案例，選擇紀錄較完整且與蒸發現象較相關二十



項因子作為模式可能之輸入項。於建立 SVM<sub>opt</sub> 模式時，利用逐步篩選因子之方式加入對推估表現有幫助之氣象因子，選出最佳之輸入項數目與組合，結果顯示於玉山地區其主要影響因子為日照時數  $S_n$ 、地中溫度  $T_{earth}$ 、日射量  $SR$ 。此外，也以平均氣溫因子  $T_{mean}$  與平均相對濕度因子  $RH_{mean}$  為基礎分別建立 SVM<sub>temp</sub> 與 SVM<sub>hum</sub> 模式，並比較提出模式之推估表現。結果顯示以最佳氣象因子組合之 SVM<sub>opt</sub> 模式表現最佳，平均絕對誤差為 0.76 mm/day。然而 SVM<sub>temp</sub> 與 SVM<sub>hum</sub> 模式在有限輸入氣象因子條件下，也同樣能保有相當良好之推估能力，平均絕對誤差皆維持在低於 0.8 mm/day 之水準，且於驗證資料中，兩模式分別有 40.0 與 39.0% 之資料推估誤差小於 0.5 mm 之表現。

而架構完成之模式更進一步用於玉山測站缺漏資料補遺，根據實際補遺之成果，當缺漏資料筆數過多時，補遺後之資料可能與原始未補遺之資料相差高達 40% 以上。而提出之模式可藉由支援向量機非線性函數映射能力，於不同輸入項時皆能保有相當一致性之補遺成果，並不會因輸入氣象因子的差異而有截然不同的補遺成果。因此綜合模式建置之準確性與便利性，建議可以 SVM<sub>temp</sub> 作為玉山測站之蒸發量推估模式，以補遺其缺漏資料。此外本研究所提出之模式建置方法也期望可用於其他地區測站，並用於其他相關氣象參數模式之建置與資料之推估及補遺。

## 誌 謝

感謝科技部對本研究經費支援，計畫編號 MOST 103-2811-M-008-091 與 MOST 103-2111-M-008-023。

## 參考文獻

- Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D., and Smith, M., Crop evapotranspiration-Guidelines for computing crop water requirements-FAO Irrigation and drainage paper 56, Food and Agriculture Organization, Rome, Italy. 1998.
- ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology, "Artificial neural networks in hydrology, I: Preliminary concepts," *Journal of Hydrologic Engineering*, Vol. 5, pp. 115-123, 2000a.
- ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology, "Artificial neural networks in hydrology, II: Hydrological applications," *Journal of Hydrologic Engineering*, Vol. 5, pp. 124-137, 2000b.
- Chang, F.J., Chang, L.C., Kao, H.S., and Wu, G.R., "Assessing the effort of meteorological variables for evaporation estimation by self-organizing map neural network," *Journal of Hydrology*, Vol. 384, pp. 118-129, 2010.
- Cristianini, N., Shaw-Taylor, J., *An Introduction to Support Vector Machines and other Kernel-based Learning Methods*, Cambridge University Press, New York, 2000..
- Donohue, R.J., McVicar, T.R., and Roderick, M.L., "Assessing the ability of potential evaporation formulations to capture the dynamics in evaporative demand within a changing climate," *Journal of Hydrology*, Vol. 386, pp. 186-197, 2010.
- Kisi, O., "Modeling monthly evaporation using two different neural computing techniques," *Irrigation Science*, Vol. 27, pp. 417-430, 2009.
- Landeras, G., Ortiz-Barredo, A., and López, J.J. "Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque Country (Northern Spain)," *Agricultural water management*, Vol. 95, pp. 553-565, 2008.
- Lin, G.F., Lin, H.Y., and Wu, M.C. "Development of a support-vector-machine-based model for daily pan evaporation estimation," *Hydrological Processes*, Vol. 27, pp. 3115-3127, 2013.
- Lin, G.F., and Lin, H. Y., Support Vector Machine-Based Model for Daily Evaporation

- Estimation. In *Advances in Geosciences, Hydrological Science (HS)*., Vol. 29, pp. 1, World Scientific, 2012.
11. Lin, G.F., Chen, G.R., Wu, M.C., and Chou, Y.C., "Effective forecasting of hourly typhoon rainfall using support vector machines," *Water Resources Research*, Vol. 45, W08440, 2009a.
  12. Lin, G.F., Chen, G.R., Huang, P.Y., and Chou, Y.C., "Support vector machine based models for hourly reservoir inflow forecasting during typhoon warning periods," *Journal of Hydrology*, Vol. 372, pp. 17-29, 2009b.
  13. Liou, Y.A., and Kar, S.K., "Evapotranspiration estimation with remote sensing and various surface energy balance algorithms—A review. *Energies*," Vol. 7, pp. 2821-2849, 2014.
  14. Liou, Y.A., Liu, S.F., and Wang, W.J., "Retrieving soil moisture from simulated brightness temperatures by a neural network," *IEEE Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 39, pp. 1662-1673, 2001.
  15. Liou, Y.A., Tzeng, Y.C., and Chen, K.S., "A neural network approach to radiometric sensing of land surface parameters," *IEEE Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 37, 27, pp. 2718-2724, 1999.
  16. Liu, S.F., Liou, Y.A., Wang, W.J., Wigneron, J.P., and Lee, J.B., "Retrieval of crop biomass and soil moisture from measured 1.4 and 10.65 GHz brightness temperatures," *IEEE Geoscience and Remote Sensing*, Vol 40, pp. 1260-1268, 2002.
  17. Moghaddamia, A., Ghafari Gousheh, M., Piri, J., Amin, S., and Han, D., "Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques," *Advances in Water Resources*, Vol. 32, pp. 88-97, 2009.
  18. Mosner, M.S., and Aulenbach, B.T., "Comparison of methods used to estimate lake evaporation for a water budget of Lake Seminole," *Proceedings of the 2003 Georgia Water Resources Conference*, 2003.
  19. Rahimikhoob, A., "Estimating daily pan evaporation using artificial neural network in a semi-arid environment," *Theoretical and Applied Climatology*, Vol. 98, pp. 101-105, 2009.
  20. Tabari, H., Marofi, S., and Sabziparvar, A.A., "Estimation of daily pan evaporation using artificial neural network and multivariate non-linear regression," *Irrigation Science*, Vol. 28, pp. 399-406, 2010.
  21. Vapnik, V.N., The Nature of Statistical Learning Theory, Springer, New York, 1995.
  22. Wu, M.C., Lin, G.F., and Lin, H.Y., "The effect of data quality on model performance with application to daily evaporation estimation," *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, Vol. 27, pp. 1661-1671, 2013.
  23. Xu, C.Y., and Singh, V.P., "Dependence of evaporation on meteorological variables at different time-scales and intercomparison of estimation methods," *Hydrological processes*, Vol. 12, pp. 429-442, 1998.
  24. 吳國儒，高慧珊，鍾昌翰，何宜樺，張斐章，「以類神經網路推估蒸發量」，*農業工程學報*，Vol. 54，pp. 1-13，2008。
  25. 葉信富，李振誥，陳忠偉，張格綸，「評估蒸發皿係數以推估台灣南部地區蒸發散量之研究」，*農業工程學報*，Vol. 54，pp. 27-35，2008。

收稿日期：民國 104 年 5 月 26 日

接受日期：民國 104 年 7 月 30 日