

利用貝氏信賴網絡分析河川揚塵發生率

王咏潔^{[1]*} 鄭好宣^[1] 許家銓^[2]

摘要 河川揚塵受料源、驅動力、地表狀況，和人類活動等因素，影響其發生率。為探討影響揚塵各不同因子及其交互作用，需考量各因子與交互關係之不確定性，方能達到有效的發生率評估。本研究蒐集 2015 年至 2019 年大甲溪下游氣象與空氣品質監測資料、土壤分析場資料與衛星影像等，以 PM_{10} 濃度為預測目標，建立貝氏信賴網絡。分別以 PM_{10} 濃度 $125\mu g/m^3$ 為門檻值和不同 PM_{10} 濃度分級為預測目標，模式訓練後交叉驗證與測試結果，整體正確率皆達 97% 和 86% 以上，具有良好預測能力。

關鍵詞：揚塵、 PM_{10} 濃度、貝氏信賴網絡、發生率分析、大甲溪。

Analysis of Aeolian Dust Incidence using Bayesian Belief Network Models

Yung-Chieh Wang^{[1]*} Yu-Hsuan Cheng^[1] Chia-Chuan Hsu^[2]

ABSTRACT Multiple factors influence the incidence of aeolian dust, including dust sources, driving forces, soil and land surface conditions, and human activities. This study investigated these influencing factors and their interactions and considered the uncertainty among these factors to effectively predict the incidence of aeolian dust. In this study, we focused on dust incidence in the downstream area of the Dajia River, Taiwan, and collected various types of data (i.e., weather and air quality monitoring data, high-resolution land data assimilation system, HRLDAS, data, and satellite images) to construct Bayesian belief network models for predicting the PM_{10} concentration. The PM_{10} concentration of $125\mu g/m^3$ was set as the threshold, and was discretized into four levels, in the two proposed Bayesian belief network models, respectively. The cross-validation and testing of the models revealed an overall prediction accuracy of >97% and >86% for river dust incidence and PM_{10} concentration, respectively. The results suggest that the models can produce accurate and credible predictions of the river dust incidence and PM_{10} concentration.

Key Words: Aeolian dust, PM_{10} concentration, Bayesian belief network, Incidence analysis, Dajia River

一、前言

台灣河川坡度陡流速急、洪枯懸殊，豐水期間梅雨、颱風引來高強度降雨，使河灘地因河道沖刷產生裸露地；枯水期間於裸露灘地上的農業活動，加上季風吹拂，造成河川揚塵現象加遽。揚塵現象多指強風將地面砂塵帶起，使空氣呈現混濁狀態，能見度低於 10 公里的天氣現象。揚塵事件中，顆粒粒徑小於 $10\mu m$ 者可懸浮於空氣，稱為懸浮微粒 (PM_{10})，由人體吸入附著於吸呼系統並累積於肺部，增加人體呼吸道疾病風險。懸浮微粒濃度為我國重要空氣品質指標之一。相關研究中， PM_{10} 濃度亦常作為揚塵事件發生之判斷標準。台灣對於河川揚塵之研究涵蓋空間分析，如揚塵潛在區劃定 (林昭遠等, 2009)、懸浮微粒濃度數值模式模擬與風洞試驗 (林德貴等, 2011、2012; 黃隆明、蔡易衡, 2015); 和發生影響因素分析並建立統計模式 (郭石柱, 2009; 林昭遠、林政侑, 2012; 鄧雅今, 2015) 等。林昭遠等 (2009) 利

用空氣品質監測資料、地理資訊系統與衛星影像推估潛在揚塵發生區位並提出管理對策。林德貴等 (2011) 以風速、風向及揚塵濃度建立大甲溪下游 FDM (Fugitive Dust Model) 揚塵模式。林德貴等 (2012) 以 FDM 模式進行烏溪下游河床裸露地揚塵擴散行為模擬，並進行抑制工法有效性評估。黃隆明、蔡易衡 (2015) 採集鄰近大安溪出海口附近砂粒樣本，以風洞實驗探討砂粒運移特性與含水率關係，並求得不同粒徑之起動風速與含水率。郭石柱 (2009) 建立 PM_{10} 濃度與風向、風速、氣溫、相對溼度、降雨等氣象因子之複迴歸模式，推估 PM_{10} 濃度。林昭遠、林政侑 (2012) 分析氣象與土地利用因子與河川揚塵發生之關係，發現相關氣象因子與 PM_{10} 濃度之時序資料有峰值遲滯現象，並複迴歸分析建立 PM_{10} 濃度推估模式。鄧雅今 (2015) 使用前一日 PM_{10} 濃度、氣溫、 $PM_{2.5}$ 濃度、壓力、日照時數與風速等因子建立類神經網絡，推估 PM_{10} 濃度。河川揚塵發生受料源、驅動力、地表狀況，和人類活動等多種因素影響。為整合不同層面因子

[1] 國立中興大學水土保持學系

Department of Soil and Water Conservation, National Chung Hsing University, Taichung 402, Taiwan, R.O.C.

[2] 經濟部水利署水利規劃實驗所

Water Resources Planning Institute, Water Resources Agency, Ministry of Economic Affairs, Taichung, Taiwan, R.O.C.

* Corresponding Author. E-mail: wangyc@nchu.edu.tw

及其複雜的交互作用，需考量各影響因子與交互作用關係之不確定性，方能達到有效預測之目的。

貝氏信賴網絡 (Bayesian Belief Networks, BBN) 以貝氏推論統計為基礎，透過圖形理論 (graphical theory) 表達變項之間關係，是用於推論具有許多不確定因素之有效方法 (Ben-Gal, 2007)。貝氏信賴網絡具有因果及其不確定性之推論功能，亦可用於分類型問題。此方法目前已被廣泛應用在許多領域安全議題的探討，如野火發生、地滑、海底管線鋪設，和粉塵爆炸事件等。Dlamini (2010) 在有限的知識及經驗下，使用 GIS 數據建立貝氏信賴網絡模式，以幫助確定關鍵的火災管理干預措施，建立野火發生之預測模式；該研究使用 2001 年至 2007 年非洲內陸野火發生時之數據，以土地覆蓋、海拔、及年平均降雨量和年平均溫度為野火發生之預測因子，建立模式，其 AUC 值為 0.961，模式預測準確率高。張揚祺等 (2012) 以海事工程中的海底管線鋪設為案例，進行專家訪談，確認海底鋪管之風險因子，利用明示結構法，找出各個因子的因果網路圖，再藉由專家填寫條件機率表，完成貝氏信賴網絡之建構。預測結果指出，鋪設前期作業對於後期作業必定產生影響，進行事後推論時，可以找出前期作業失誤因子，進行災害事件發生機率與風險評估分析。賴哲儂等 (2013) 利用決策樹與貝氏信賴網絡兩種分類技術，萃取因颱風豪雨促發的淺層坡地崩塌特性，建構可靠的崩塌潛勢預測模式。結果指出，貝氏信賴網絡成果優於決策樹演算法，提供較可靠的預測及潛勢成果 (賴哲儂等, 2013)。

本研究使用貝氏信賴網絡，建立河川揚塵發生率模式，以模擬不同氣象、土壤、植被等條件下，大甲溪下游地區之 PM_{10} 濃度值及其發生機率。揚塵發生率模式以 PM_{10} 濃度為預測目標，預測不同影響因子條件組合下，各級 PM_{10} 濃度值之發生機率，作為揚塵事件預報及防治之參考依據。

二、材料與方法

1. 研究區域

大甲溪發源於海拔約 3700 公尺以上的雪山主峰及中央山脈之南湖大山，流域面積約 1,236 平方公里，全長 124.2 公里。大甲溪流域之區分，一般以德基水庫以上為上游區域、德基水庫以下至馬鞍寮間為中游、馬鞍寮以下至河口之溪段則為下游，此區域河床寬闊且佈滿沙洲 (經濟部水利署, 2017)。氣候條件因位於亞熱帶地區，流域內之氣溫受地形影響，山地丘陵多南北走向，影響氣溫變化，全年中以 7、8 兩月最為炎熱，多高達 $27^{\circ}C$ 以上。年平均相對濕度大約 70% 至 80% 之間，下游區域以 6 月至 11 月為低濕期。本流域雨季分布於 5 月至 10 月，此時因處迎風地帶，雨量頗豐；旱季分布於 11 月至翌年 4 月，因處東北季風背風地帶，故雨量甚少，乾早期的雨量約僅佔全年雨量之 25% (林德貴等, 2011)。大甲溪易發揚塵河段為下游后豐大橋至出海口，近年揚塵治理重點大甲溪為國道 3 號橋至西濱公路橋。可能造成揚塵因素為季風、颱風外圍環流、河川區域內裸露面積過大、河川區域內耕地翻土、河川區域內休耕期間未配合植生或覆蓋裸露地、汛期間工法難以施作、豐枯水期流量變化大、河道疏濬等原因 (經濟部水利署, 2013)。本研究以台灣大甲溪流域揚塵抑制重點區位為研究區域，採用位於豐原、后里，與大甲等地區之中央氣象局測站與環保署空氣品質測站資料 (如圖 1)，配合研究區域衛星影像資料進行分析。根據行政院環保署定義揚塵事件日標準 (行政院環保署, 2008)，分析大甲、后里、豐原等測站資料，以后里地區揚塵事件日的發生最為頻繁。



圖 1 研究區域及測站圖

Fig.1 Study area and the gauge stations

2. 河川揚塵因子

河川揚塵為風蝕作用產生的現象之一。在風蝕過程中，不同粒徑之土粒以滾動、跳躍，和懸浮等方式移動。不同類型之運動機制與發生條件，取決於氣象因子（如風速、風向、降雨）、土壤性質及狀態（如土壤粒徑、表層含水率）、地形和地表狀態（如地表植生覆蓋度、裸露面積），以及人為干擾等因素。顆粒粒徑小於 $10\mu\text{m}$ 者可懸浮於空氣，稱為懸浮微粒 (PM_{10})，前人研究指出懸浮微粒與大氣之溫度、相對溼度、風速、風向等各氣象因子有高度影響關係。錢滄海、陳奕愷 (2012) 指出空氣懸浮微粒隨著時間與氣象因子變化，其中以 PM_{10} 濃度與相對濕度相關性最高。空氣懸浮微粒濃度容易受到季節性變化，冬季之懸浮微粒濃度明顯高於夏季 (Carmichael, 1996)。詹俊南 (1996) 分析數個環保署空氣品質監測站，指出氣溫較高、風速較小、降雨量較少時，與 PM_{10} 濃度呈現較高的相關性。大氣相對濕度高，空氣水氣會使懸浮微粒質量增加，沉降速度增加後，空氣中懸浮微粒減少，顯示相對溼度與懸浮微粒呈現負相關。

土壤含水率是指土壤中的水分含量；土壤表面乾燥程度，直接影響風蝕產生之飛砂與懸浮微粒量體 (Blanco and Lal, 2008)。土壤之顆粒密度、土壤含水量等物理性質，皆會對飛砂與揚塵產生影響。砂體含水率對於飛砂量影響顯著的範圍介於 0.77% 至 1.70% 之間，當含水率達到 0.77% 以上時，水分子開始對砂粒運動產生抑制作用，達到 1.70% 時，極為顯著，再增至 3.40% 時，其抑制作用將達到最大值 (黃隆明等, 2011)。McGowan et al. (1996) 探討產生砂塵事件的氣象因子及其物理條件，指出距地表 2.65m 之平均風速達 7.6m/s 時即足以作為地表發生砂塵事件之條件。砂塵之啟動風速受地形及地表狀況影響，如 Liu et al. (2005) 研究指出移動型砂坵和半固、固定砂坵之砂塵啟動臨界點分別為距地表 2m 處，風速達 5–6 m/s 和 6–8 m/s 時；Davidson-Arnott et al. (2007) 以現地觀察和風洞實驗提出表層含水率對砂塵傳輸啟動之臨界點與傳輸量之影響。裸露地土砂堆積之細粒總量增加及土壤含水量降低，在遇強風時以至於河川鄰近地區揚塵污染嚴重，亦表示隨著氣溫、土壤細顆粒含量和風速的增加而增加，與土壤含水量呈負相關 (Lin and Yeh, 2007)。

表 1 本研究使用之河川揚塵因子與資料說明

Table 1 Aeolian dust factors and the research data in this study

| 資料類型 | 資料項目 | 資料頻度 | 測站/解析度 | 資料來源 |
|------|--------------------|----------|----------------------|--------------------------------|
| 氣象資料 | 風速 | 每日 | 豐原、大甲、后里 | 中央氣象局 觀測資料 |
| | 風向 | | | |
| | 氣溫 | | | |
| | 相對溼度 | | | |
| | 降雨 | | | |
| 空品資料 | 日照 | 豐原、大甲、后里 | 梧棲 | 行政院環保署 觀測資料 |
| | PM_{10} | | | |
| | $\text{PM}_{2.5}$ | | | |
| 土壤資料 | 土壤溫度 | 每日 | 3km×3km及5km×5km | 中央氣象局 大氣土壤分析場HRLDAS模式產出模擬資料 |
| | 土壤含水率 | | | |
| 衛星影像 | 常態化差異植生指標 裸露地面積 | 每乾季、濕季 | 法國衛星SPOT6/7 6m×6m | 國立中央大學太空及遙測研究中心 |

藉由探討地表狀況與砂塵事件發生之關係，Qian et al. (2007) 提出高度植生覆蓋和植物群集之多樣性為增加風蝕抗力之原因。夏會娟等 (2018) 以中分辨率成像光譜儀 (MODIS) 獲取常態化差異植生指標 (NDVI) 數據，以遼河保護區為研究對象，發現濕季降水量與濕季 NDVI 顯著正相關，濕季氣溫與 NDVI 顯著負相關。植被具有防風定砂、截留降雨和增加土壤含水率，因此 NDVI 的增加，可以減少風吹砂及揚塵的影響。人為干擾常發生於汛期後，高灘地種植西瓜等經濟作物，因進行河灘地整地，破壞植被導致裸露地面積增加，增加河川揚塵發生機率。河床於枯水期疏濬，工程車行駛可能造成裸露河灘地產生揚塵或砂石堆積，於風速較大期間產生揚塵。

3. 研究資料與離散化

本研究使用之資料及來源如表 1 所示：氣象資料來自中央氣象局測站（豐原、大甲、后里、梧棲）；空氣品質資料來自國家空品測站（豐原、后里、大甲）；土壤溫度與溼度採自中央氣象局以大氣土壤分析場 HRLDAS 模式產出資料；河川灘地分析使用法國 SPOT6/7 衛星影像圖資。

離散化是將定量數據轉化為定性數據的處理過程，有助於提高機器學習性能並理解學習結果 (Yang et al., 2009)。在研究資料數量且因子關係複雜時，將連續型數值資料離散化，分成較少組別，以降低變數數量、加速迭代、增加模式穩健性，同時降低極端值與異常值對分析結果的影響，引入非線性之概念使模式更具有表達能力 (Liu et al., 2002)。資料離散化方法包含等頻法 (uniform count method)、等距法 (uniform width method)，或利用現有規範、自然界閾值等為參考進行離散。本研究中土壤溫度、土壤含水率、相對濕度、日照率、氣溫、裸露地面積及 NDVI 等因子以資料分布狀況採等頻法分級。降雨情況參考揚塵事件日判定標準分為有降雨、未降雨等兩個群集。風向以四個象限為標準離散，分成四個群集。每日最大 PM_{10} 濃度以 2008 年環保署提塵事件日判定標準為依據，並以等頻法為原則，分為 $80\mu\text{g}/\text{m}^3$ 以下、 $80\sim 100\mu\text{g}/\text{m}^3$ 、 $100\sim 125\mu\text{g}/\text{m}^3$ 、 $125\mu\text{g}/\text{m}^3$ 以上等四個群集。前述揚塵影響因子及其離散化級距如表 2 所示。

表 2 研究資料離散化

Table 2 Discretization of the research data

| 影響因子 | 離散級距 | | | |
|--|---------|-------------|-------------|----------|
| | S1 | S2 | S3 | S4 |
| 土壤溫度 (°C) | 22.70以下 | 22.70~25.13 | 25.13~28.42 | 28.42以上 |
| 土壤含水率 | 0.22以下 | 0.22~0.29 | 0.29~0.33 | 0.33以上 |
| 常態化差異植生指標 | 0.14以下 | 0.14~0.2 | 0.2~0.33 | 0.33以上 |
| 相對濕度 (%) | 77以下 | 77~82 | 82~88 | 88以上 |
| 風速 (m/s) | 1以下 | 1~1.4 | 1.4~1.9 | 1.9以上 |
| 氣溫 (°C) | 19以下 | 19~24.1 | 24.1~27.6 | 27.6以上 |
| 風向 | 0~90度 | 90~180度 | 180~270度 | 270~360度 |
| 降雨 (mm) | 1以下 | 1以上 | - | - |
| 裸露地面積 (ha) | 31.71以下 | 31.71~68.14 | 68.14~81.72 | 81.72以上 |
| 日照率 (%) | 13.9以下 | 13.9~54 | 54~76.6 | 76.6以上 |
| 每日最大 PM ₁₀ 濃度 (μg/m ³) | 80以下 | 80~100 | 100~125 | 125以上 |

4. 相關性分析

相關性檢定分為皮爾森相關係數 (Pearson's correlation coefficient) 與斯皮爾曼等級相關係數 (Spearman's rank correlation coefficient)。兩者使用的情況不同，前者適用於原始資料為連續變數且符合常態分布；後者不包含關於數據分布的任何假設，計量兩變項間直線關係強弱之值。一般型態變項 (等距尺度、等比尺度) 與序位尺度變項間的直線關係判定，或兩序位尺度變項間的直線關係判定，皆可使用斯皮爾曼等級相關性檢定。根據 Kolmogorov-Smirnova 常態分布檢定顯著性 $p < 0.05$ 為拒絕虛無假設，即為非常態分布；若顯著性 $p > 0.05$ 為接受虛無假設，並且符合常態分布。Kolmogorov-Smirnova 檢定結果所有因子皆為非常態分布，達 $p < 0.001$ 之顯著水準，故使用斯皮爾曼等級相關係數進行因子相關性分析。

5. 貝氏信賴網絡

(1) 模式結構建立

貝氏信賴網絡由機率理論 (Probability theory) 及類圖理論 (Graphed theory) 的結合所構成，以條件機率 (Conditional probability) 為建構基礎，主要結構組成包括節點 (node) 及節點間的有向邊 (directed edges)，建立具有方向性非循環圖 (Directed acyclic graph, DAG)。其中節點表示一個事件，節點間的連線表示事件的影響關係，其影響的程度由條件機率 (conditional probabilities) 來表達。在進行模式建置前，將收集之資料進行整理，取 2015 年至 2019 年，豐原、大甲、后里等三個測站之日資料，各項因子皆完整且無須進行補遺者共 5024 組，以 4:1 比例隨機取樣，分為訓練資料和測試資料：即訓練資料 4020 組、測試資料 1004 組。

本研究使用貝氏信賴網絡建模與分析軟體 GeNIe Modeler (Version 3.0.R2, BayesFusion, LLC, 2020)。研究中所使用資料為經過離散後的類別型資料 (表 2)，演算法選擇貝氏搜索結構學習算法 (Bayesian Search

structure learning algorithm)，其方法延伸自貝氏定理 (Bayes' theory)，計算信息在各種環境模式下的似然性 (likelihood)，並通過模式事前機率的強度對似然性加權，推導出事後機率 (Knill and Pouget, 2004)。

貝氏網絡模型的結構學習與建立可以分為兩種方法，其一為利用訓練資料尋找可能的結構，其二為利用專家知識建立結構。本研究依據文獻回顧中河川揚塵因子之交互影響關係 (如 McGowan et al., 1996; Liu et al., 2005; Davidson-Arnott et al., 2007; Lin and Yeh, 2007; Qian et al., 2007; 黃隆明等, 2011; 錢滄海、陳奕愷, 2012; 夏會娟等, 2018)，並參考各因子相關性分析結果，以專家知識意見決定變數之連結，建立模型結構。

(2) 交叉驗證

為驗證模式訓練結果，本研究採用 K 層交叉驗證法 (K-fold cross validation)，將訓練資料劃分為 K 個相等大小的群集，每次將 K-1 個群集資料用於構建模式，其餘樣本用於驗證。迭代 K 次過程中，K 層中的每個群集都會被作為驗證數據。前人研究中，K 多介於 5 和 10 之間，以避免預測結果產生過多偏差過大的方差 (Kuhn and Johnson, 2013; Jung, 2017)。本研究採 K=10，將訓練資料分成 10 個群集，1 個群集被保留作為驗證模式數據，其他 9 個群集作模式訓練使用。交叉驗證重複 10 次，每個群集皆驗證一次，平均 10 次的結果，以獲得模式評估指標。

(3) 模式效能評估

為評估模式驗證與測試效能，本研究使用混淆矩陣 (表 3) 中的正確率為判斷依據。單一分級正確率為正確預測之數量與單一分級樣本數比例，公式如下：

$$Accuracy_P = \frac{(TPR)}{(TPR+FNR)} \times 100\% \quad (1)$$

$$Accuracy_N = \frac{(TNR)}{(TNR+FPR)} \times 100\% \quad (2)$$

整體正確率為所有正確預測的數量與總樣本數之比例，

公式如下：

$$Accuracy_{Total} = \frac{(TPR+TNR)}{(TPR+TNR+FPR+FNR)} \times 100\%(3)$$

其中 TPR 為真陽性；TNR 為真陰性；FPR 為偽陽性；FNR 為偽陰性。正確率介於 0 至 100% 之間，100% 正確率表示完全正確。

表 3 混淆矩陣

Table 3 Confusion matrix

| | | 預測發生PM ₁₀ 濃度 | |
|-----------------------------|--------------------------------|--------------------------------|--------------------------------|
| | | 小於125 μg/m ³ (P) | 大於125 μg/m ³ (N) |
| 實際發生 PM ₁₀ 濃度 | 小於125 μg/m ³ (P) | 真陽性TPR | 偽陰性FNR |
| | 大於125 μg/m ³ (N) | 偽真性FPR | 真陰性TNR |

三、結 果

1. 河川揚塵因子相關性

河川揚塵因子相關性分析結果如表 4 所示，大多數因子皆具有顯著相關性，達 $p < 0.05$ 或 $p < 0.01$ 之顯著水準。部分因子間具中度至高度相關性，如 NDVI 與土壤溫度，氣溫與土壤溫度、NDVI，日照率與相對濕度，降雨與日照率等，相關係數絕對值皆大於 0.5。土壤含水率與土壤溫度，NDVI 與土壤含水率，風速與土壤溫度，氣溫與土壤含水率、風速，風向與土壤溫度，降雨與土壤含水率、相對濕度，裸露地面積與土壤溫度、氣溫等，相關係數絕對值介於 0.3 至 0.5 之間。日照率與 NDVI、風速，降雨與土壤溫度、氣溫、風向，裸露地面積與相對溼度、日照率之關係，皆呈現不顯著相關。日最大 PM₁₀ 濃度與各因子皆呈 $p < 0.05$ 之顯著相關，且與 NDVI、土壤含水率、降雨、氣溫，和土壤溫度等呈中度負相關。

2. 貝氏網絡結構

模式結構學習與訓練後，河川揚塵發生率貝氏信賴網絡如圖 2 所示。其中風向主要由季節變化決定，不受其他氣象因子和土壤、地表狀況影響，為模式結構之初始層。日最大 PM₁₀ 濃度為預測目標，為最終層。其他河川揚塵影響因子為

表 4 河川揚塵因子斯皮爾曼等級相關係數

Table 4 Spearman's rank correlation coefficients of the aeolian dust factors

| 影響因子 | F ₁ | F ₂ | F ₃ | F ₄ | F ₅ | F ₆ | F ₇ | F ₈ | F ₉ | F ₁₀ | F ₁₁ |
|--|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|-----------------|-----------------|
| F ₁ 土壤溫度 | 1 | | | | | | | | | | |
| F ₂ 土壤含水率 | .391** | 1 | | | | | | | | | |
| F ₃ NDVI | .691** | .402* | 1 | | | | | | | | |
| F ₄ 相對濕度 | -.228** | .191* | -.102* | 1 | | | | | | | |
| F ₅ 風速 | -.346** | -.211* | -.218* | -.103* | 1 | | | | | | |
| F ₆ 日照率 | .212** | -.203* | 0.039 | -.637* | 0.025 | 1 | | | | | |
| F ₇ 氣溫 | .941** | .366* | .688* | -.289* | -.322* | .257* | 1 | | | | |
| F ₈ 風向 | .410* | .221* | .270* | -.203* | -.135* | .114* | .440* | 1 | | | |
| F ₉ 降雨 | 0.039 | .460* | .233* | .456* | -.066* | -.521* | 0.003 | 0.039 | 1 | | |
| F ₁₀ 裸露地面積 | -.427* | -.287* | -.230* | 0.022 | .155* | -0.02 | -.315* | -.121* | -.063* | 1 | |
| F ₁₁ 日最大PM ₁₀ 濃度 | -.357* | -.424* | -.446* | -.081* | -.096* | .166* | -.376* | -.272* | -.400* | .155* | 1 |

** 達 $p < 0.01$ 顯著水準；* 達 $p < 0.05$ 顯著水準。

中間層。圖 2 中各節點 (因子) 之條件機率為模式訓練後結果，代表訓練資料中各因子分級之樣本機率。初始層與中間層節點代表最終層日最大 PM₁₀ 濃度之影響因子，箭頭方向表示節點間的影響關係。由圖 2，所有河川揚塵影響因子皆直接影響日最大 PM₁₀ 濃度。除風向外，其他影響因子交互影響且關係複雜。如土壤狀態 (土壤溫度、土壤含水率) 受氣象因子 (氣溫、降雨) 影響，且同時影響裸露地面積；地表植被覆蓋度 (NDVI) 受氣象因子 (氣溫、降雨) 影響，且影響裸露地面積與土壤含水率。各節點之 S1 到 S4 分級如表 2 所示，以日最大 PM₁₀ 濃度節點為例，「S1」表示 PM₁₀ 濃度小於 80 μg/m³、「S2」表示 PM₁₀ 濃度介於 80 至 100 μg/m³、「S3」表示 PM₁₀ 濃度介於 100 至 125 μg/m³，而「S4」表示 PM₁₀ 濃度大於 125 μg/m³。

3. PM₁₀ 濃度預測效率

本研究中，模式對 PM₁₀ 濃度的預測效率分為交叉驗證與測試結果。以行政院環保署判定揚塵事件日之標準 (行政院環保署，2008)，以日最大 PM₁₀ 濃度達 125 μg/m³ 為門檻值，作為揚塵事件日主要判定標準。貝氏網絡模式預測之正確率如表 5 所示。其中，交叉驗證結果日最大 PM₁₀ 濃度小於 125 μg/m³ 之正確率為 99.81%，日最大 PM₁₀ 濃度大於 125 μg/m³ 之正確率為 58.62%，整體正確率為 97.41%。測試結果日最大 PM₁₀ 濃度小於 125 μg/m³ 之正確率為 99.79%，日最大 PM₁₀ 濃度大於 125 μg/m³ 之正確率為 62.26%，整體正確率為 97.41%。顯示貝氏網絡模式能有效預測揚塵事件日之發生機率。

考量 PM₁₀ 濃度對空氣品質與人體健康之影響與危害，進一步探討不同 PM₁₀ 濃度分級，即 S1、S2、S3、S4 分別為 80 μg/m³ 以下、80~100 μg/m³、100~125 μg/m³、125 μg/m³ 以上之發生率，評估貝氏網絡模式之預測效率，其結果如表 6 所示。其中，交叉驗證結果之分級正確率為 S1：98.73%、S2：60.81%、S3：61.32%、S4：62.26%，整體正確率達 87.01%。測試結果之分級正確率為 S1：99.12%、S2：60.90%、S3：57.80%、S4：58.62%，整體正確率達 86.35%。顯示貝氏網絡模式對不同 PM₁₀ 濃度分級發生率之預測效果，仍具可信度。

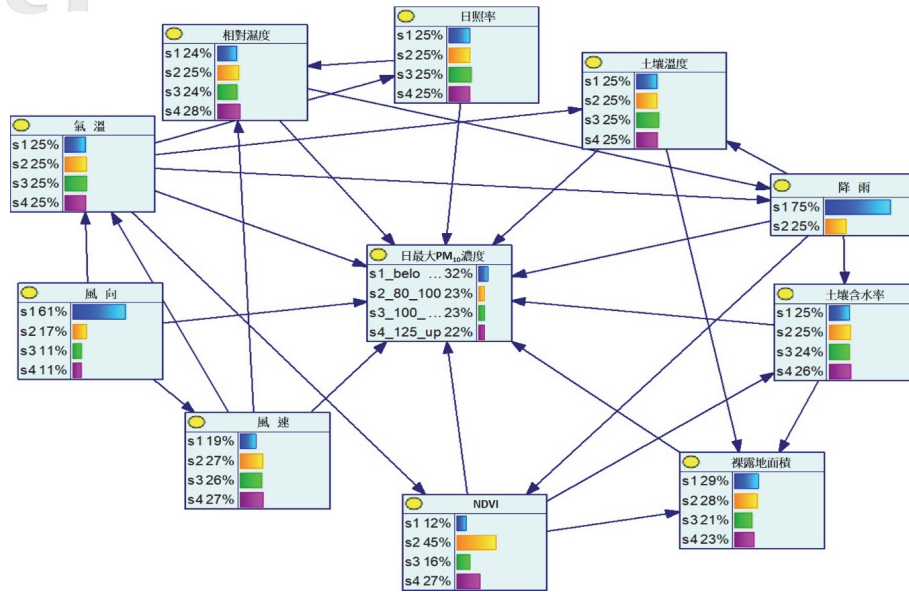


圖 2 河川揚塵貝氏信賴網絡結構與機率圖

Fig.2 Bayesian belief network of aeolian dust incidence

表 5 貝氏網絡模式揚塵事件日預測之混淆矩陣

Table 5 Confusion matrix of aeolian dust episodes prediction by the Bayesian network model

| 預測值 \ 實測值 | 交叉驗證 | | 分級正確率 | 測試 | | 分級正確率 |
|-----------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|--------|-----------------------------------|-----------------------------------|--------|
| | 小於125($\mu\text{g}/\text{m}^3$) | 大於125($\mu\text{g}/\text{m}^3$) | | 小於125($\mu\text{g}/\text{m}^3$) | 大於125($\mu\text{g}/\text{m}^3$) | |
| 小於125($\mu\text{g}/\text{m}^3$) | 3756 | 7 | 99.81% | 944 | 2 | 99.79% |
| 大於125($\mu\text{g}/\text{m}^3$) | 97 | 160 | 62.26% | 24 | 34 | 58.62% |
| 整體正確率 | - | - | 97.41% | - | - | 97.41% |

表 6 貝氏網絡模式 PM₁₀ 濃度分級預測之混淆矩陣

Table 6 Confusion matrix of PM₁₀ concentration level prediction by the Bayesian network model

| 預測值 \ 觀測值 | 交叉驗證 | | | | 分級正確率 | 測試 | | | | 分級正確率 |
|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|--------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|--------|
| | S1 ^a | S2 ^a | S3 ^a | S4 ^a | | S1 ^a | S2 ^a | S3 ^a | S4 ^a | |
| S1 ^a | 2728 | 19 | 15 | 1 | 98.73% | 675 | 3 | 3 | 0 | 99.12% |
| S2 ^a | 229 | 377 | 11 | 3 | 60.81% | 56 | 95 | 4 | 1 | 60.90% |
| S3 ^a | 106 | 38 | 233 | 3 | 61.32% | 36 | 9 | 63 | 1 | 57.80% |
| S4 ^a | 48 | 19 | 30 | 160 | 62.26% | 11 | 7 | 6 | 34 | 58.62% |
| 整體正確率 | - | - | - | - | 87.01% | - | - | - | - | 86.35% |

^a S1、S2、S3、S4分別為日最大PM₁₀濃度80 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 以下、80~100 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 、100~125 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ，和125 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 以上。

四、討 論

本研究使用氣象、土壤狀態，和土表覆蓋等面向因素，含相對溼度、風速、風向、日照率、氣溫、降雨、土壤含水率、土壤溫度、常態化差異植生指標 (NDVI)，和河灘裸露地面積等 10 項因子作為模式建立的基礎。依據因子相關性分析結果，除日照率和裸露地面積與日最大PM₁₀濃度呈正相關外，其他因子多與其呈負相關，如 NDVI、土壤含水率、降雨、氣溫、土壤溫度，和風向等。此結果與文獻提出之結論和現地觀察情形相符。

Carmichael(1996) 指出空氣PM₁₀濃度受季節性變化影響，冬季PM₁₀濃度明顯高於夏季。本研究區域冬季受東北季風吹拂影響，盛行風向多為 0~90 度 (屬表 2 中風向 S1 等級)，PM₁₀濃度較高；夏季西南季風多為 180~270 度 (屬表

2 中風向 S3 等級)，PM₁₀濃度偏低，符合日最大PM₁₀濃度與風向呈負相關之關係。其他氣象因子，如氣溫高、降雨少時則PM₁₀濃度高，亦符合詹俊南 (1996) 對保署空氣品質監測站資料之分析結果。土壤含水率高、NDVI 值高顯示植被覆蓋度佳且裸露地面積小，可減少風吹砂及揚塵，則PM₁₀濃度低 (Lin and Yeh, 2007; Qian et al., 2007; 夏會娟等，2018)。

與日最大 PM₁₀ 濃度相關性較高者為常態化差異植生指標、土壤含水率，和日累積雨量。此 3 項因子主要反映出河川揚塵料源之狀態。由此推測，在此區域料源的有無可視為影響河川揚塵發生與否的重要因子。其中 NDVI 能有效反映出於乾季及濕季植生覆蓋程度；土壤含水量則影響土砂團粒之粒徑、穩定度及重量；日累積雨量可一定程度反映氣象情況。當大氣相對濕度高，空氣水氣會使懸浮微粒質量增加，沉降速度增加，降低 PM₁₀ 濃度與揚塵發生率。

模式訓練後的 K 層交叉驗證與測試結果指出,對於揚塵事件日發生條件之門檻值 $125\mu\text{g}/\text{m}^3$,均有良好的辨識及預測能力,整體正確率皆達 97.41%。進一步以 PM_{10} 濃度分級方式進行比對,在 PM_{10} 濃度低於 $80\mu\text{g}/\text{m}^3$ 的情況,模式交叉驗證與測試均有良好辨識及預測能力,分級正確率分別為 98.73% 及 99.12%; 在 PM_{10} 濃度為 $80\sim 100\mu\text{g}/\text{m}^3$ 、 $100\sim 125\mu\text{g}/\text{m}^3$, 和 $125\mu\text{g}/\text{m}^3$ 以上的分組資料中,模式交叉驗證與測試結果均在 60% 上下。誤判最常發生在將 $80\sim 100\mu\text{g}/\text{m}^3$ 判釋為 $80\mu\text{g}/\text{m}^3$ 以下。考量 PM_{10} 濃度觀測具有一定程度不確定性,此等偏差實屬合理,且分級模式之交叉驗證與測試結果整體正確率皆達 86% 以上。整體而言,此分析模式具備良好 PM_{10} 濃度分級辨識及預報效能,且測試結果的正確率略低於訓練組之交叉驗證結果,應無過度擬合 (over-fitting) 情況。

本研究模式對於揚塵事件 (PM_{10} 濃度大於 $125\mu\text{g}/\text{m}^3$) 和中、高 PM_{10} 濃度出現率的預測正確率介於 57.80% 至 62.26%, 普遍較非揚塵事件 (PM_{10} 濃度小於 $125\mu\text{g}/\text{m}^3$) 和較低 PM_{10} 濃度者低。其可能原因為: (1) 模式部分,本研究係透過貝氏網絡建構之資料驅動模式,主要以水文氣象和植生覆蓋度等環境因子為變數進行建模。據查水利署於 2011 年起持續對大甲流域進行整治且加強緊急應變 (例如: 灑水車), 揚塵事件日大幅度降低。因目前模式變數係以自然環境因子為主,尚未納入人為影響,故存在偏差。(2) 資料部分,本研究依環保署 2008 定義之揚塵事件日標準,採每日最大 PM_{10} 濃度為判斷標準。受區域陣風及設備精準度及管理影響 (現行粒狀污染物監測儀器多採射線偵測,需時常更換捕集網),故實際觀測可能有高估情況,發生實際超標而模式分析未超標之情況。此外,因揚塵事件屬於少數事件,未來若有更多資料,分析結果之正確率應能提高。

五、結 論

河川揚塵發生的機制為許多因子共同產生。為整合氣象、土壤狀態,和土表覆蓋等面向之揚塵影響因子,其相互作用對空氣懸浮微粒濃度變化與揚塵事件發生的影響,本研究蒐集多項揚塵影響因子資料,以預測日最大 PM_{10} 濃度作為揚塵事件的發生機率。本研究使用貝氏信賴網絡進行揚塵事件發生率預測,依據模式評估標準比較預測結果,主要研究成果與建議如下:

- 貝氏信賴網絡模式中,訓練資料輸入並選擇貝氏搜索結構學習算法,訓練方法使用 K 層交叉驗證,最後輸入測試資料,其預測結果 PM_{10} 濃度小於 $125\mu\text{g}/\text{m}^3$ 之正確率為 99.79%、 PM_{10} 濃度大於 $125\mu\text{g}/\text{m}^3$ 之正確率為 58.62%、整體正確率為 99.41%, 評估本研究貝氏信賴網絡模式的預測能力良好。
- 貝氏信賴網絡模式於揚塵發生率之預測具備良好分析能力且具備資料強健性。貝氏信賴網絡之模式於測試資料中,如有缺失資料,在假設模式訓練關係不變下,仍能進行目標變數之預測。
- 貝氏信賴網絡可將預測目標變數 (PM_{10} 濃度) 分為不同等級,以預測不同等級之發生機率。此方法與其分析結果可呈現不同 PM_{10} 濃度之機率分布,作為分析不同懸浮微粒濃度之健康影響與災害風險,在應用及發展上極具潛力。
- 後續研究可將時間因子納入貝氏信賴網絡模式,適度考慮有時間動態上的延遲等影響,優化整體分析架構。
- 考量貝氏信賴網絡可進行多面向因子間相互作用對目標物理量之預測,未來可加入空氣懸浮微粒來源、人為影響,和管理措施等進行探討。
- 受限於分析資料頻度,本研究採用日為時間尺度。考量揚塵事件時變性,未來應持續發展時尺度之分析模式,並導入現地 IoT 感測數據,能更快速預測揚塵發生機制及應變。

誌 謝

本研究承行政院交通部中央氣象局大氣土壤分析場 HRLDAS 模式資料提供、農業委員會水土保持局 109 年創新研究計畫編號: 109 保發-11.1-保-01-06-001(32) 經費補助,特此致謝。

參考文獻

- Ben-Gal, I. (2007), *Bayesian Networks*, In: Ruggeri F., Faltin F. and Kenett R. (Eds.), *Encyclopedia of Statistics in Quality and Reliability*, John Wiley and Sons.
- Blanco, H. and Lal, R. (2008). *Principles of Soil Conservation and Management*, Springer Science, USA.
- Carmichael, G.R. (1996), "Seasonal variation of aerosol composition at Cheju, Korea." *Atmospheric Environment*, 30(13), 2407-2416.
- Davidson-Arnott, R.G.D., Yang, Y., Ollerhead, J., Hesp, P.A., and Walker, I.J. (2007). "The effects of surface moisture on aeolian sediment transport threshold and mass flux on a beach." *Earth Surface Processes and Landforms*, 33, 55-74.
- Dlamini, W.M. (2010). "A Bayesian belief network analysis of factors influencing wildfire occurrence in Swaziland." *Environmental Modelling and Software*, 25(2), 199-208.
- Jung, Y. (2017). "Multiple predicting K-fold cross-validation for model selection." *Journal of Nonparametric Statistics*, 30(1), 1-19.
- Knill D.C. and Pouget A. (2004). "The Bayesian brain: the role of uncertainty in neural coding and computation." *Trends Neurosci*, 27(12), 712-719.
- Kuhn, M. and Johnson, K. (2013). *Applied predictive modeling*. New York: Springer, USA.
- Lin, C.W. and Yeh, J.F. (2007). "Estimating dust emission from a sandbank on the downstream Jhuoshuei River under strong wind conditions." *Atmospheric Environment*, 41, 7553-7561.

- [10] Liu, H., Hussain, F., Tan, C.L., and Dash, M. (2002). "Discretization: An Enabling Technique." *Data Mining and Knowledge Discovery*, 6, 393-423.
- [11] Liu, L.Y., Skidmore, E., Hasi, E., Wagner, L., and Tatarko, J. (2005). "Dune sand transport as influenced by wind directions, speed and frequencies in the Ordos Plateau, China." *Geomorphology*, 67, 283-297.
- [12] McGowan, H.A., Sturman, A.P., and Owens, I.F. (1996). "Aeolian dust transport and deposition by foehn winds in an alpine environment, Lake Tekapo, New Zealand." *Geomorphology*, 15, 135-146.
- [13] Qian, Y.-B., Wu, Z.-N., Yang, Q., Zhang, L.-Y., and Wang, X.-Y. (2007). "Ground-surface conditions of sand-dust event occurrences in the southern Junggar Basin of Xinjiang, China." *Journal of Arid Environments*, 70, 49-62.
- [14] Yang, Y., Webb, G.I., and Wu, X. (2009). *Discretization Methods*. In: Maimon, O., Rokach, L. (eds) *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*. Springer, Boston, MA.
- [15] 行政院環境保護署 (2008), 「河川揚塵對中部大氣懸浮微粒影響程度之評估專案工作計畫」, 行政院環境保護署, 台灣。(Environmental Protection Administration Executive Yuan (2008). *The assessment project of the effect of particulate matter by aeolian dust emission in central Taiwan*, Environmental Protection Administration Executive Yuan. (in Chinese))
- [16] 林昭遠、林政侑 (2012), 「濁水溪下游河段揚塵發生之影響因素」, 中華水土保持學報, 43(4), 323-331。(Lin, C.Y. and Lin, C.Y. (2012). "Factors affecting aeolian dust emission in the downstream of Zhuo-shui River." *Journal of Chinese Soil and Water Conservation*, 43(4), 323-331. (in Chinese))
- [17] 林昭遠、張明倫、莊智瑋 (2009), 「濁水溪河口揚塵對大氣懸浮微粒(PM₁₀)影響之研究」, 水土保持學報, 41(3), 285-296。(Lin, C.Y., Chang, M.L., and Chuan, C.W. (2009). "Effects of aeolian dust on the fine airborne particles (PM₁₀) at the estuary of Zhuoshui River." *Journal of Soil and Water Conservation*, 41(3), 285-296. (in Chinese))
- [18] 林德貴、劉昱麟、王勝賢、劉文宗 (2012), 「烏溪出海口河床裸露地之揚塵災害分析及抑制工法有效性評估」, 中國土木水利工程學刊, 24(2), 147-156。(Lin, D.G., Liu, Y.L., Wang, S.H., and Liu, W.T. (2012). "Analysis of Fugitive Dust Emissions from the bare lands of Wu-River and evaluation of the effectiveness of control measures." *Journal of the Chinese Institute of Civil and Hydraulic Engineering*, 24(2), 147-156. (in Chinese))
- [19] 林德貴、劉昱麟、黃隆明、劉文宗 (2011), 「利用 FDM 模式分析河床揚塵-以大甲溪為例」, 水土保持學報, 43(3), 239-258。(Lin, D.G., Liu, Y.L., Huang, L.M., and Liu, W.T. (2011). "Analysis of fugitive dust from riverbed using FDM-A case study of Ta-Chia River." *Journal of Soil and Water Conservation*, 43(3), 239-258. (in Chinese))
- [20] 夏會娟、孔維靜、孫建新、侯利萍 (2018), 「基於 MODIS NDVI 的遼河保護區成立前後植被覆蓋時空動態研究」, 生態學報, 38(15), 5434-5442。(Xia, H., Kong, W., Sun, J., and Hou, L. (2018). "Spatial-temporal dynamics of vegetation cover before and after establishment of Liaohé river reserve based on MODIS NDVI." *Acta Ecologica Sinica*, 38(15), 5434-5442. (in Chinese))
- [21] 張揚祺、吳章興、楊振峰 (2012), 「貝氏網路應用於海底管線風險評析」, 台灣海事安全與保安研究學刊, 3(6), 19-38。(Chang, Y.C., Wu, W.H., and Yang, J.F. (2012). "Application of Bayesian network to the risk assessment of offshore piping." *Journal of Taiwan Maritime Safety and Security Studies*, 3(6), 19-38. (in Chinese))
- [22] 郭石柱 (2009), 「揚塵懸浮微粒(PM₁₀)與氣象因子相關性分析-以台東縣關山鎮空氣品質監測站為例」, 國立中興大學水土保持學系碩士論文。(Kuo, S.C. (2009). *Correlation analyses between suspended fine particulate (PM₁₀) of fugitive dust and meteorological factors - A case study of Guan-Shan township monitoring station in Taitung County*, Master Thesis, National Chung Hsing University, Taiwan, ROC. (in Chinese))
- [23] 黃隆明、陳天慈、范姜明威 (2011), 「台灣中部河口飛砂及揚塵之調查與研究」, 水土保持學報, 43(3), 259-276。(Huang, L.M., Chen, T.C., and FanJiang, M.W. (2011). "Investigation and Study of Aeolian Sand and Fugitive dust on the Coastal area in Central Taiwan." *Journal of Soil and Water Conservation*, 43(3), 259-276. (in Chinese))
- [24] 黃隆明、蔡易衡 (2015), 「砂粒運移特性與含水率關係之研究」, 水土保持學報, 47(1), 1259-1272。(Huang, L.M. and Tsai, Y.H. (2015). "A study on the relation between sand movement and moisture content." *Journal of Soil and Water Conservation*, 47(1), 1259-1272. (in Chinese))
- [25] 經濟部水利署 (2013), 「河川揚塵防治工法探討與策略評估(1/2)」, 逢甲大學。(Water Resources Agency (2013). *Technique discussion and stratege evaluation for river fugitive dust control (1/2)*, Feng Chia University. (in Chinese))
- [26] 經濟部水利署 (2017), 「大甲溪水利文化資源先期探討計畫委託服務」, 環興科技股份有限公司。(Water Resources Agency (2017). *Preliminary Research on Water Culture Resources in the Dajia River*, Sinotech Engineering Services, LTD. (in Chinese))
- [27] 詹俊南 (1996), 「台灣地區 PM₁₀ 污染特性分析」, 國立臺灣大學環境工程研究所碩士論文。(Chan, J.N. (1996). *The analysis of PM₁₀ air pollution problem in Taiwan area*, Master Thesis, National Taiwan University, Taiwan, ROC. (in Chinese))
- [28] 鄧雅今 (2015), 「利用類神經網絡建立河川揚塵預警機制」, 東海大學環境科學與工程學系碩士論文。(Teng, Y.C. (2015). *Using artificial neural network to build a prediction model of particulate matter: A case study in river area*, Master Thesis, Tunghai University, Taiwan, ROC. (in Chinese))
- [29] 賴哲儂、蔡富安、林岑彧、陳偉堯、林唐煌 (2013), 「資料探勘技術於坡地崩塌之驗證與潛勢評估」, 航測及遙

測學刊, 17(2), 149-160。(Lai, J.S., Tsai F., Lin, T.Y., Chen, W.W., and Lin, T.H. (2013). "Verification and susceptibility assessment for landslides using data mining techniques." *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 17(2), 149-160. (in Chinese))

- [30] 錢滄海、陳奕愷 (2012), 「濁水溪下游懸浮微粒與氣象因子關係之研究」, 水土保持學報, 44(4), 391-406。(Chien, C.H. and Chen, Y.K. (2012). "A study of relation-

ship among the suspended particles and meteorological factors at downstream of Jhuoshei River." *Journal of Soil and Water Conservation*, 44(4), 391-406. (in Chinese))

2022 年 10 月 23 日 收稿

2023 年 02 月 02 日 修正

2023 年 02 月 24 日 接受