

土石流災害數值預測模式之分析與研究

The Design of Numerical Prediction Models System for the Debris-Flow Disaster in Taiwan

龔旭陽 Hsu-Yang Kung

國立屏東科技大學資訊管理學系

Dept. of Management Information Systems, NPUST

顧皓翔 Hao-Hsiang Ku

國立成功大學資訊工程學系

Dept. of Computer Science and Information Engineering, NCKU

林靖祐 Ching-Yu Lin

國立屏東科技大學資訊管理學系

Dept. of Management Information Systems, NPUST

蔡光榮 Kuang-Jung Tasi

國立屏東科技大學土木工程學系

Dept. of Civil Engineering, NPUST

摘要：台灣自歷經 921 地震後，山區經常發生大規模土石崩塌，尤其每當颱風季節或豪雨來臨，便引發土石流災害，因此土石流災害發生之預測與相關決策系統建置，已成為國家防災計畫中關鍵議題之一。有鑑於此，本論文利用數值回歸分析法提出可準確預測土石流發生之數學模式，並利用代理人機制與個人行動通訊網路建置土石流防災即時決策支援系統。本研究樣本為南投縣境內 181 條土石流潛勢溪流，並由土石流發生學理與歷史資料分析提出八項土石流災害發生因子，且藉由全球衛星定位系統(GPS)、地理資訊系統(GIS)與遙感探測(RS)資訊技術找出土石流災害因子參數值進行回歸分析與驗證。本研究所提出之土石流災害預測模式建立在數值回歸預測模式上，為採用多元線性回歸、多變量不安定指數法與倒傳遞類神經網路等三種統計分析法進行回歸分析與比較，並依據模式驗證歷史資料以建立精確及客觀之最佳土石流預測模式。即時防災決策支援系統之設計則利用 GIS 系統連結行動式手持式設備(Handheld Devices)，並建置環境認知代理人提供雨量、地形地

貌等客制化(Customized)資訊,有效實現土石流災害發生之即時資訊決策與傳送,以達到精確的災害預測與救災指引功能。

關鍵字: 土石流預測模式、災害防治、倒傳遞類神經網路、決策支援系統、行動式多媒體通訊

Abstract: The effective disaster prediction is based on the correct debris-flow decision model and the real-time information communications between the disaster area and the rescue-control center. In this paper, we proposed and designed a Real-time Mobile Debris Flow Disaster Forecast system (RM(DF)²), which is composed of the mobile clients, the application servers, and the decision support server based on the wireless/mobile and Internet communications. Mobile clients use handheld devices, e.g., PDA combining a cellular phone, to transmit and receive multimedia debris-flow information via the GSM/GPRS network. The application server, which is composed of a Virtual-Reality manager and seven intelligent agents, provides the debris-flow VR emulation and the customized information with mobile users. The customized operations could effectively reduce the bandwidth consumption of the mobile network and release the computing load of handheld devices. We proposed three effective debris-flow prediction models and the inference engine in the decision support server. The proposed prediction models are based on the linear regression, the multivariate analysis, and the back-propagation network schemes. To have a practical simulation environment, the database of the decision support server is the pre-analyzed 181 potential debris-flows in Taiwan. According to the simulation results, the prediction model of adopting the back-propagation network scheme achieves the effective debris-flow prediction with high degrees of accuracy. We also defined eight prediction factors of debris-flows, which can be extracted using GPS, GIS, and Satellite Remote Sensing (RS) techniques, as the parameters of prediction models. The implementation results of the RM(DF)² system reveal that the proposed prediction models and system architecture are feasible and could achieve effective prediction and presentation of debris flows.

Keywords: Prediction Models of Debris-Flow, Disaster Prevention, Back-propagation Network, Decision Support System, Mobile Multimedia Communications.

1. 前言

臺灣自 921 集集大地震，天然災害尤其是土石流災害(Debris-flow Disasters)預測與通報已成為政府當務之急的重點工作，其中為有效建立相關研究與災害防治機制，政府正積極推動國家型防災計劃相關研究。其中針對台灣最嚴重的土石流災害，自 921 地震後台灣地區土石流發生條件之門檻值(Threshold)已逐年降低，15 度以上集水面積只要超過 3 公頃，就可能產生非常嚴重的土石流災害(謝正倫 民 89；謝正倫 民 88；Tamotsu 2002)。此外民國 90 年桃芝颱風侵襲台灣造成南投及花蓮兩縣山區河流發生全面性土石流災害，土石流災情極為慘重，為此相關單位投注大筆經費建立土石流監測系統。然而相關單位所設置的 18 座土石流監測系統，由於故障率高且準確率未達 30%，所以目前只能作為研究上的參考值(謝正倫 民 89)。況且當土石流發生時，土石流災區的通訊線路時有斷線情形，網路通訊系統反而喪失了其應有的通訊功能，因此如何建立有效不受時空限制，以及具即時性之土石流災害預防通報系統已成為當務之急。

由於台灣人口聚集稠密，災區已不限於偏遠區域，例如 89 年的象神颱風對汐止山頂大片住宅區造成水災與土石流重大災情。因此在某些地區中，例如人口稠密之山坡地住宅區與已有部份通訊基礎建設之山區(例如南投縣大部份山區)，如何利用最簡便的通訊與資訊設備(例如 PDA 加手機)，有效實現即時(Real-Time)災情多媒體資訊(包括資料、聲音與照片)傳輸以及災情決策與預防，已經是國科會國家型防救災計劃所擇定的重要議題之一。

針對土石流災害預測模式的建立，本論文設計一土石流災害決策系統稱為“行動化土石流即時預測系統(A Real-time Mobile Debris Flow Disaster Forecast System, RM(DF)²)”。在 RM(DF)² 系統中，使用者可利用個人數位助理器(PDA)或其他手持式設備(Handheld Devices)輸入災區現地相關資訊，經由 GPRS/GSM 行動通訊網路即時(Real-time)傳送回後端決策支援系統，進行災情研判以達到即時防災之目的。本論文首先提出利用(1) 多元線性回歸、(2) 多變量不安定指數與(3) 倒傳遞類神經網路等三種方法建立嚴謹之土石流數學分析模式。土石流危險因子之選定為土石流預測模式建立中最重要的一環，正確的因子選定可提高預測模式之準確度，進而準確預測土石流災害的復發性。本論文所選定的危險因子分成非即時性因子與即時性因子：(i) 非即

時性因子經由長期環境變化得來的危險因子，包括有效集水面積、有效溪床長度、有效溪床坡度、有效集水區內岩性。(ii) 即時性因子為會立即造成災害環境之危險因子，包括有效集水區內崩塌面積、有效累積雨量、有效降雨強度與植生指數等即時性因子，並運用 GIS 與 RS 技術進行土石流災害因子之粹取。針對土石流預測模式正確性驗證，本論文利用南投縣 181 條潛勢溪流歷史資料驗證分析，並決定出最佳預測模式，有效實現準確及客觀之土石流災害預測。

本研究共分成七個章節，第貳節論述相關文獻並探討相關研究之優缺點；第參節說明土石流災害因子資料庫之建置，主要論述土石流災害發生因子選定與粹取之研究方法；第肆節論述所提出之土石流預測模式架構；第伍節驗證與分析所提之三種土石流預測模式；第陸節為系統實作與展示；第柒節為整篇文章總結與未來研究方向。

2. 文獻探討

針對近幾年國內外學術界土石流災害通報與預警研究，基本上可分為接觸式和非接觸式警報模式兩種(韋方強 民 91)。接觸式警報器主要利用土石流傳感設備發出警訊通報土石流發生。而非接觸式警報則利用影像、超音波或土石流地聲監測土石流發生與否，但易受天候與光線等因素影響而效果較不佳。在韋方強等人所提出之“城鎮泥石流減災決策支援系統”中，需利用大量的儀器進行土石流之災情預防與測試，然而土石流潛勢溪流眾多且需隨時調整與維護相關機器設備，需花費相當大之成本費用進行防災工作。

針對土石流發生模式研究，程根偉教授提出之土石流發生模式主要為暴雨洪水所引發之隨機事件(程根偉 民 91)，發生之規模與雨量和山谷累積之鬆散岩石碎屑量相關。然而土石流常因一場豪大雨產生而往往無法確定發生時機，因此土石流發生模式之因子參數設定需再增加並嚴謹化，以增加預測之準確度。

在張守陽等學者所提出之“機械視覺判斷土石流流動之研究”中(張守陽 民 91)，為利用機械視覺判斷土石流是否發生以發出警訊。基本做法為將影像位元進行轉換、除去雜值並由背景中分離出特徵物以進行比對，再將訊號

轉換成可判讀之訊息或數據加以研判災害，以達成土石流災害之預警。此影像處理預測法需架設獨立專線並花費大量頻寬進行圖片之傳輸，建置成本相當高，此外所考慮之雜訊因子眾多電腦實際辨識較為不易。

餘斌教授提出之“崩滑型泥石流的預報”(餘斌 民 91)，與譚萬沛教授所提出之“泥石流溝的臨界雨量線分佈特徵”(譚萬沛 民 78)，此兩研究提出之土石流相關預防與通報模式，均為採用降雨參數(包括降雨量與降雨強度)進行土石流發生之可能性推估，並強調降雨參數為引發土石流災害之重要因子。然而土石流發生並不完全單一降雨因子而決定，實務上需再加上其他相關之土石流影響因子進行推論，才能提升推論之準確度。

陳明棠教授以北部地區 528 條土石流潛勢溪流為樣本空間，針對土石流災害發生之危險度加以分析(陳明棠 民 91)，除考慮降雨特性因子(時雨量與有效累積雨量)外，亦以簡單之模糊理論評估土石流潛勢溪流發生土石流災情之可能性。此研究主要著重在資料蒐集齊全與否，資料越多準確度越高，但所提出之模糊理論僅利用案例式推理方式建立評估模式，在資訊技術使用上應可再增加其深度。

劉哲欣等學者利用溪流發生土石流之潛在勢能，做為土石流臨界降雨線之預警評估(劉哲欣 民 89)。此研究流程分成三個部分(i) 選定土石流分析樣本溪流，列出相關特性，以統計檢定決定土石流發生之相關潛在因子。(ii) 結合雨量分析結果，求出土石流發生之臨界降雨線推估公式。(iii) 比較土石流臨界降雨線與暴雨復現頻率週期，以判定其危險度。此篇論文推導出土石流臨界降雨線預測公式，以及土石流發生預測公式，然而此研究所提出之預測公式，其準確度最高僅達 80%，且僅針對部份溪流有效，其有效範圍與準確度可以再加以探討。

3. 土石流災害因子資料庫建置

本研究所提出之災害預測模式建立在數值回歸模型上，採用多元線性回歸(Multiple Linear Regression)、多變量不安定指數法(Multivariate Analysis)與倒傳遞類神經網路(Back-Propagation Network, BPN)等三種研究方法進行回歸分析，並驗證與比較所提之三種研究方法，以找出最佳分析模式。其中土石流災害因子之選定與資料庫建立為驗證所提預測模式正確與否之關鍵，

相關研究方法與建置策略分述如下。

3.1 土石流危險因子之選定

本論文針對民國 89 年南投縣境內具 15 度以上有效集水面積，所劃定之 181 條土石流潛勢溪流，並以民國 90 年桃芝颱風後，發生於此 181 條潛勢溪流上之土石流災害數據資料作為研究樣本。土石流危險因子之選定為土石流即時預測系統中最重要的一環，正確的因子選定可使預測模式之規劃與分析達到預期的效果，進而準確預測土石流災害之發生。造成土石流發生之三大重要條件：(i) 足夠的水供應、(ii) 足夠的溪床堆積物與材料來源、(iii) 足夠的坡度條件(謝正倫 民 89)。

本論文所選定之危險因子分為非即時性因子與即時性因子：(i) 非即時性因子：為災害環境中經由長期環境變化得來之危險因子，需以長期性監測找出此因子變化情形。非即時性因子包括(1) 有效集水面積、(2) 有效溪床長度、(3) 有效溪床坡度、(4) 有效集水區內岩性。(ii) 即時性因子：為災害環境中即時變化所產生危險因子，包括(1) 有效集水區內崩塌面積、(2) 有效累積雨量、(3) 有效降雨強度與(4) 植生指數等即時性因子。其中除了有效崩塌面積因子充滿不確定性外，有效累積雨量與有效降雨強度之即時資訊，皆可藉由本研究所設計之系統中環境認知代理人取得，並利用即時性因子之訊息，進一步即時監測災害環境之變化潛能。

針對有效地區面積之計算，本研究為利用衛星遙感探測(Remote Sensing, RS)技術，以近紅外光波段(IR)與植生指數(NDVI)，經地球表面反射後所得到的輻射值取代有效集水區內崩塌面積，因此有效集水區內平均 IR 或 NDVI 值偏低者，表示有效集水區內平均崩塌面積較大(農委會遙測發展小組 民 88)。如圖 1 所示，以 2001 年南投災區 SPOT 衛星影像轉換與分類統計後可得到植生區與崩塌裸露地之分界線(農委會遙測發展小組 民 88; Xiangming 2002)。

3.2 土石流危險因子之粹取

土石流危險因子粹取之精確度為回歸模式成敗的重要因素，粹取不良的因子變化值將會成為回歸模型眾多數據中的“雜訊”，甚至造成回歸分析結果

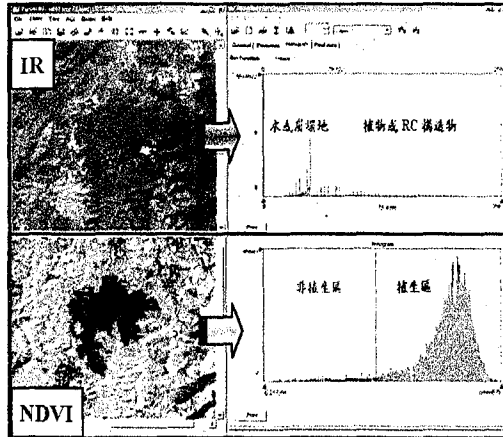


圖 1：SPOT 衛星影像進行 IR 與 NDVI 統計分析圖

與事實不符，導致回歸模型可信度降低(謝正倫 民 88)。因此本論文運用 GIS\RS 資訊技術進行實際的土石流危險因子粹取，以建置南投縣土石流危險因子資料庫。本論文所選定之八個土石流危險因子粹取方法分述如下。

(i) 非即時性因子之粹取：本研究所選定的非即時性因子包含有效集水面積、有效溪床長度、有效溪床坡度與有效集水區內岩性等四個因子，由於這些危險因子屬於天然災害環境中較不易改變的環境因子，須經由長期性觀測且需較複雜之地形計算，方能進行土石流危險因子之粹取(Antenucci, 1991; Tamotsu, 2002)。因此本研究應用 GIS 與 RS 資訊技術，設定 15 度以上集水面積為該流域之有效集水面積(謝正倫 民 89; 林昆賢 民 89)，圖 2 所示為所粹取出之有效集水面積範圍，圖 3 顯示以災害圖層套疊方式，計算出有效集水區內集水面積、溪床長度、溪床坡度與岩性種類等危險因子資訊，以作為數值回歸分析之依據。

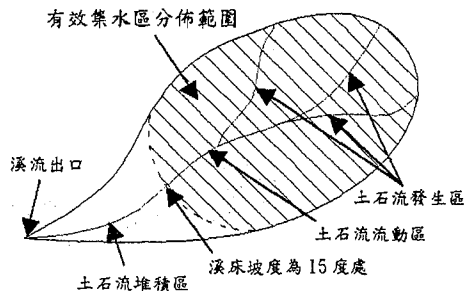


圖 2：土石流有效集水區分佈劃定示意圖

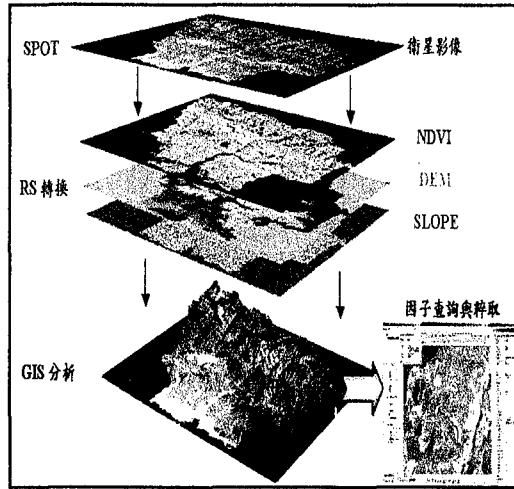


圖 3：應用 GIS\RS 資訊粹取危險因子示意圖

(ii) 即時性因子：本研究所選定的即時性因子包含有效累積雨量、有效降雨強度、有效集水區內近紅外光(IR)平均值與有效集水區內植生指數(NDVI)平均值等四個因子，其中有效累積雨量(mm)與有效降雨強度(1hr/mm)，可以從RM(DF)²系統中之環境認知代理人即時取得雨量即時資訊(Kung 2003)。

如圖 4 所示，有效集水區內近紅外光(IR)平均值及植生指數(NDVI)平均值，為利用不同時段拍攝的高解析度衛星影像，以即時監測 IR 與 NDVI 值所粹取出(楊龍士 民 88; Gilabert 2002)。

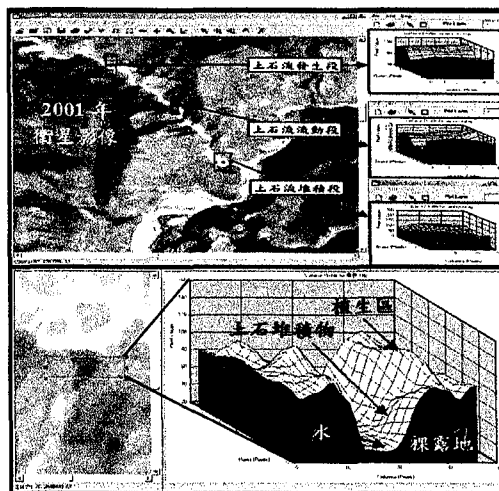


圖 4：運用 RS 即時監測土石流危險因子示意圖

最後將所粹取出之非即時性因子值與即時性因子值傳回後端專家系統進行即時回歸運算，而正確即時預測當地土石流潛在危險度。圖 5 為本研究依據南投縣境內 181 條土石流危險因子粹取值，以關聯式資料庫鏈結與物件導向語言建立土石流危險因子資料庫。

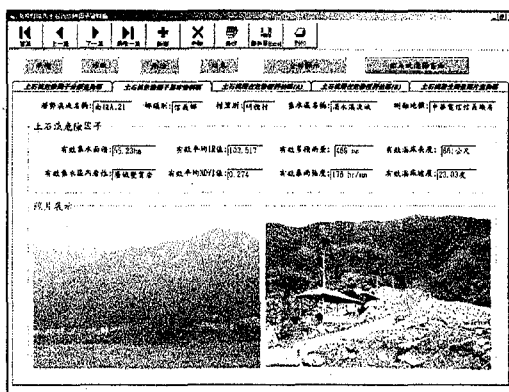


圖 5：南投縣境內土石流危險因子資料庫

4. 土石流預測模式理論與架構設計

本研究所提出之土石流災害預測模式為利用多元線性回歸、多變量不安定指數法與倒傳遞類神經網路等分析方法所建置，相關研究理論與研究架構設計分述如下。

4.1 多元線性回歸分析法

在多元線性回歸方法中，我們設定變數 Y 之期望值，為自變數 $X_i (i=1, 2, \dots, k)$ 之線性函數，且依獨立隨機誤差變數 ε_i 調整誤差精確度(謝正倫 民 89, Lazaros 2002)，因此多元線性模型假設為：

$$Y_1 = B_0 + B_1x_{11} + B_2x_{12} + \dots + B_kx_{1k} + \varepsilon_1$$

$$Y_2 = B_0 + B_1x_{21} + B_2x_{22} + \dots + B_kx_{2k} + \varepsilon_2$$

...

$$Y_n = B_0 + B_1x_{n1} + B_2x_{n2} + \dots + B_kx_{nk} + \varepsilon_n$$

其矩陣表示式如下：

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} B_0 \\ B_1 \\ \vdots \\ B_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

正規方程組之轉換則以最小二乘法及偏微分後得到：

$$nb_0 + b_1 \sum x_1 + b_2 \sum x_2 + \dots + b_k \sum x_k = \sum Y$$

$$b_0 \sum x_1 + b_1 \sum x_1^2 + b_2 \sum x_1 \cdot x_2 + \dots + b_k \sum x_1 \cdot x_k = \sum x_1 \cdot Y$$

...

$$b_0 \sum x_k + b_1 \sum x_1 \cdot x_k + b_2 \sum x_2 \cdot x_k + \dots + b_k \sum x_k^2 = \sum x_k \cdot Y$$

因此由上式可知，以上正規化方程組中之係數矩陣為對稱矩陣，令 A 代表係數矩陣，而 B 則為右端常數項矩陣，矩陣方程式如下所示：

$$\begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} n & \sum x_1 & \sum x_2 & \cdots & \sum x_k \\ \sum x_1 & \sum x_1^2 & \sum x_1 \cdot x_2 & \cdots & \sum x_1 \cdot x_k \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \sum x_k & \sum x_1 \cdot x_k & \sum x_2 \cdot x_k & \cdots & \sum x_k^2 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{n1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{1k} & x_{2k} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix} \\ &= x' \cdot x \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} B &= \begin{bmatrix} \sum Y \\ \sum x_1 \cdot Y \\ \vdots \\ \sum x_k \cdot Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{n1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{1k} & x_{2k} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} \\ &= x' \cdot Y \end{aligned}$$

因此正規化方程式的矩陣型式為公式(1)：

$$(x' \cdot x)b = x' \cdot Y \quad \dots \text{式(1)}$$

$$Ab=B$$

其中 $b=[b_0, b_1, \dots, b_k]$ 為正規方程式的未知數。由於在係數矩陣滿秩的條件下存在 $(x' \cdot x)$ 的逆矩陣，所以係數 b 可由以公式(1)可求得：

$$b=(x' \cdot x)^{-1} x' \cdot Y \quad \dots \text{式(2)}$$

再經由公式(2)可推得多元線性模型為下式(3)：

$$Y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + \dots + b_kx_k \quad \dots \text{式(3)}$$

4.2 多變量不安定指數分析法

多變量不安定指數分析法，主要用來分析各災害影響因子之變異性，與估算土石流潛勢影響變異值，並依其變異值之大小排列判定其影響權重比例，給予各因子不同權重之評分值，進而推導可適性高之統計計量評估數學模式，及計算出各因子分類之不安定指數 D_i (林中興 民 83)。其中 D_i 介於 1~10 間之相對等級評分值，其各因子之累積值越接近 10 表示土石流發生的潛在機率越高；反之，則發生潛在機率越低。 D_i 定義如公式(4)：

$$D_i = d_1^{w_1} \times d_2^{w_2} \times d_3^{w_3} \times \dots \times d_n^{w_n} \quad \dots \text{式(4)}$$

D_i 為潛在危險度之因子分類不安定指數

d_1, \dots, d_n 為各變異影響因子之評分值

w_1, \dots, w_n 為各變異影響因子之權重值

各變異因子之分級級數評分值計算方法定義如下公式(5)：

$$d_n = \frac{a(X_i - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min})} + 1 \quad \dots \text{式(5)}$$

a 為特定常數值

d_n 為各變異影響因子之評分值

X_i 為土石流各因子分級發生百分比

X_{max} 與 X_{min} 分別為 X_i 之最大及最小值

各單一因子之變異係數計算方法定義如下式(6)：

$$v = \frac{\sigma}{X} \times 100\% \quad \dots \text{式(6)}$$

v 與 σ 分別為變異係數與標準偏差

\bar{X} 為各因子分級之破壞百分比平均值

最後再將各因子之變異係數除以全部因子之變異係數總和，即為該因子之有效權重值，定義如式(7)：

$$W_i = \frac{v_i}{v_1 + v_2 + \dots + v_n} \quad \dots \text{式(7)}$$

W_i 為該因子之有效權重值

v_i 為各因子之變異係數

4.3 倒傳遞類神經網路分析法

類神經網路是一種基於腦與神經系統研究所啟發的資訊處理技術。它可以利用系統輸出與輸入資料來建立系統模型，此種類神經網路系統模型可用於推估、預測、決策、診斷等應用範圍，因此從廣義的角度來看，類神經網路也是一種特殊型式的『非線性統計技術』(葉怡成 民 84; 葉宜成 民 81; Skapura 1995)。本研究採用最具代表性及應用最為普遍的倒傳遞類神經網路演算法分析土石流潛在危險度。該演算法為一典型監督式學習網路(Supervised Learning Network)(林信亨 民 91)，主要學習輸入與輸出間之內在對映規則，而此規則以各網路處理單元連接加權值表示。因此未來有新的案例產生，則只需由輸入值或自變數值即可得到推論相關輸出值，因此本研究利用倒傳遞類神經演算法預測土石流潛勢溪流之危險程度，與土石流發生之風險概率。

4.3.1 資料前處理分析

各影響因子資料於倒傳遞類神經網路系統進行訓練前，必須對資料作前處理，使得所有原始的輸入變數映射至相同區間。因監督式倒傳遞類神經網路之輸入處理單元雖然可接受任意大小變數值，但如果不同處理單元所接受的變數值愈差別太大，將使小值域變數之重要性無法表現出來，造成大值域變數控制整個網路學習過程，而影響網路學習效果。因此本研究所採用之輸入變數值域轉換方式為機率對映法，所設計之研究步驟論述如下。(1) 統計變數的平均值 μ 與標準差 σ ，(2) 設定所需的最小值為 D_{min} 與最大值 D_{max} ，(3) 資料規格化公式(8)定義如下：

$$X_{new} = \left(\frac{1}{2}\right) \times \left(\frac{X_{old}(\mu - k\sigma)}{k\sigma}\right) \times (D_{max} - D_{min}) + D_{min} \dots \text{式}(8)$$

其中 X 為自變數； μ 為平均值； σ 為標準差； D_{min} 與 D_{max} 為最小值與最大值； k 為轉換係數，當 $k=3.29$ 可將 99.9% 的資料映射至 $[D_{min}, D_{max}]$ 區間，其餘 $k=2.81$ 、 2.58 、 1.96 、 1.65 、 1.28 分別將 99.5%、99%、95%、90%、80% 的變數值映射到 $[D_{min}, D_{max}]$ 區間(葉怡成 民 84)。

本研究所採用之倒傳遞類神經網路資料前處理分析方法，為針對各個影響因子，分別求出訓練範例變數之平均值與標準差，以應用機率對映法公式將每一樣本進行變數值域之轉換。

4.3.2 倒傳遞類神經網路演算流程

倒傳遞類神經網路系統之操作與演算過程可分為以下幾個步驟(1) 設定網路參數；(2) 以均佈隨機亂數設定加權矩陣 W_{xh} 及 W_{hy} ，與偏權向量 θ_h 及 θ_y 初始值；(3) 計算隱藏層(Hidden Layer)輸出量；(4) 設定輸出層(Output layer)與隱藏層容許差距量；(5) 計算輸出層與隱藏層差距量 δ ；(6) 判別輸出層與隱藏層差距量是否大於容許差距量，若差距量小於容許差距量，則可求出最佳回歸模式；(7) 若輸出層與隱藏層容許差距量大於則計算輸出層與隱藏層加權矩陣及偏權值修正量；(8) 重新修正輸出層與隱藏層加權矩陣與偏權值，重覆(3)-(8)直到輸出層與隱藏層差距量在容許差距量中(即不滿足步驟(6)時)，並比對敏感度修正量之相關性，以找出最佳回歸模式。上述之倒傳遞

類神經網路演算法流程整理於圖 6。

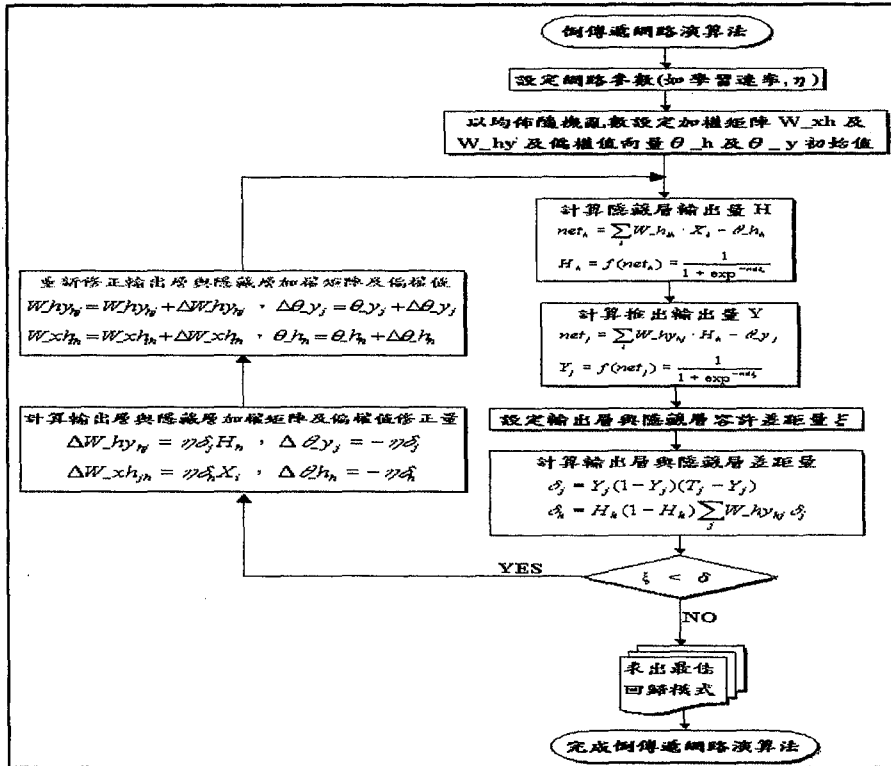


圖 6：倒傳遞類神經網路演算法流程圖

4.3.3 網路模式之敏感度分析(Sensitivity Analysis)

運用倒傳遞類神經網路時，如果輸入與輸出單元的關係近似單調 (Homogenous)，則可從連結上的加權分析網路，分別輸入各單元之對映輸出單元敏感度。敏感度正值越大表示二者之間的正相關性越大，負值越大表示二者間負相關越大。而此過程代表網路學習並以最陡坡降法來使能量函數最小化，即每當輸入一個訓練範例時，網路則必須小幅調整加權值大小，使得調整幅度與誤差函數對該加權值的敏感程度成正比，即誤差函數對加權值的偏微分值大小成正比(葉怡成 民 84)，上述關係值定義如下式(9)：

$$\Delta W_{ij} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \quad \dots \text{式(9)}$$

W_{ij} 為介於第 i 、 j 個處理單元間的連結加權值

η 為學習速率用以控制最陡坡降法之誤差調整幅度

5. 土石流預測模式驗證與分析

本節將說明多元線性回歸、多變量不安定指數法及倒傳遞類神經網路三種分析模式之驗證與比較，並以求出最佳化之土石流預測模式。

5.1 災害預測模式之分析與驗證

5.1.1 多元線性回歸分析與驗證

分析方法主要是依變數 Y 之期望值推求各自變數 X 值之權重影響係數，其中本研究將土石流發生與否定為：發生為 1，未發生為 0，並設定期望值矩陣和以各因子重新分級之結果作為自變數矩陣，最後利用 MATLAB 程式語言撰寫回歸分析與驗證程式，採 95% 信賴區間進行分析，並設定上下限區間以統計方式進行分級觀察。本研究定義之回歸模型如下式(10)所示：

$$Y = 1.641 - 0.157IR + 0.299NDVI \\ + 0.0335R_e + 0.0262E_r + 0.0153E_l \\ + 0.0289E_s + 0.0109E_a + 0.0029E_g \quad \dots \text{式}(10)$$

Y =土石流危險度 IR =有效 IR 平均值

R_e =有效累積雨量 E_r =有效降雨強度

E_a =有效集水面積 E_l =有效溪床長度

E_s =有效溪床坡度 E_g =有效集水區岩性

$NDVI$ =有效 $NDVI$ 平均值($NDVI$ 為植生指數)

圖 7 為將 181 條潛勢溪流之各個影響因子帶入多元線性回歸模式後之驗證結果分佈圖，由圖 7 結果顯示所得到之多元線性迴歸土石流預測模式誤判率約為 25%~35%。

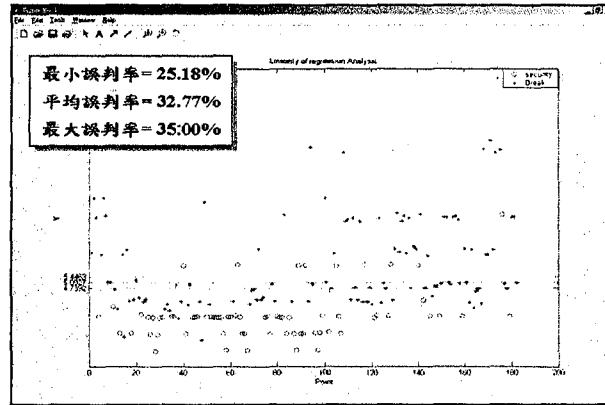


圖 7：多元線性回歸分析運算結果之誤差驗證圖

5.1.2 多變量不安定指數分析與驗證

分析方法主要為進行各土石流危險因子之變異性分析與估算土石流潛勢影響變異值，並依其變異值之大小排列判定其影響權重比例，給予各因子不同權重之評分值，進而代入邊坡不安定指數 D_t 公式，推導出可適性高之統計計量評估數學模式，定義公式(11)如下所示：

$$D_t = IR^{0.15} \times NDVI^{0.16} \times R_e^{0.16} \times E_r^{0.16} \times E_t^{0.06} \times E_s^{0.17} \times E_a^{0.06} \times E_g^{0.09} \dots \text{式(11)}$$

D_t =不安定指數 IR=有效 IR 平均值

R_e =有效累積雨量 E_r =有效降雨強度

E_a =有效集水面積 E_t =有效溪床長度

E_s =有效溪床坡度 E_g =有效集水區岩性

NDVI=有效 NDVI 平均值

因此本研究將各因子分級評分結果作為自變數矩陣，代入邊坡不安定指數 D_t 公式(11)，並採用上下區間統計方式進行分級觀察，以驗證此模型之誤判機率，結果如圖 8 所示，多變量不安定指數分析土石流預測模式誤判率約為 3.39%~6.07%，比採用多元線性迴歸模式為佳。

5.1.3 倒傳遞類神經網路分析與驗證

分析方法主要為利用系統輸出與輸入資料、建立系統模型。而本研究將土石流發生與否：發生為 1，未發生為 0，設定期望值矩陣，並以各危險因子

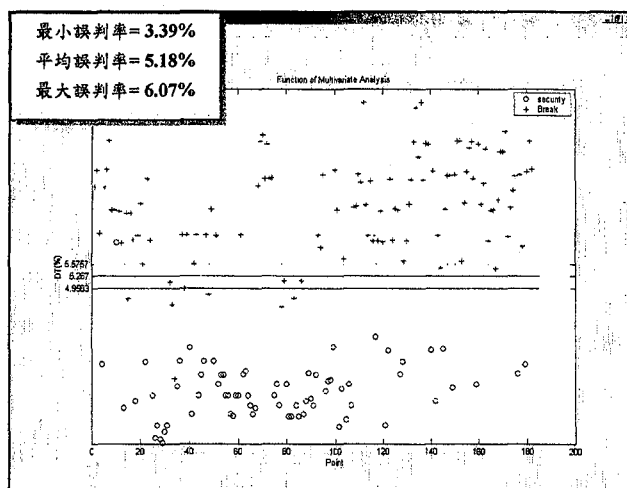


圖 8：多變量不安定指數分析運算結果之誤差驗證圖

分級之結果作為自變數矩陣，運用 PCNeuron 類神經開發軟體，訓練出最佳的網路隱藏層數目及網路整體模擬架構，本研究之學習初始速率為 0.5、折減係數為 0.95 及下限值取 0.05。結果發現『誤差震盪(過度學習)現象』較小，且網路學習循環數採 30000 次訓練時，整體誤差收斂性較佳，亦即可達到相當完整的收斂效果。圖 9 為最佳化模式訓練成果，結果顯示所產生之 20 個網路隱藏層訓練中可看出，第 1 隱藏層訓練之測試及訓練誤差震盪最大，直到第 3 層誤差震盪現象才漸減小，其中第 5 層隱藏層訓練時誤差震盪現象與整體誤判率最小，因此可得 5 個隱藏層為最佳的網路隱藏層數。圖 10 為所執行之訓練結果與整體網路架構，基本架構為採用 8 個輸入層所產生之 5 個隱藏層與 1 個輸出層之最佳網路模型。圖 11 顯示網路驗證結果分佈與網路模式之誤判率，基本作法為運用 MATLAB 程式語言撰寫倒傳遞網路模型驗證程式，採用 95%信賴區間進行分析，並採用上下限的分級觀察及混亂矩陣的驗證方法，驗證所提出之倒傳遞類神經網路模式，圖 11 結果顯示倒傳遞網路土石流預測模式誤判率約為 1.16%~1.87%，為三種模式中最佳。

5.2 回歸結果分析與模型準確度比較

5.2.1 回歸結果分析

本研究回歸分析之各危險因子排名如表 1 所示，由表 1 可知：

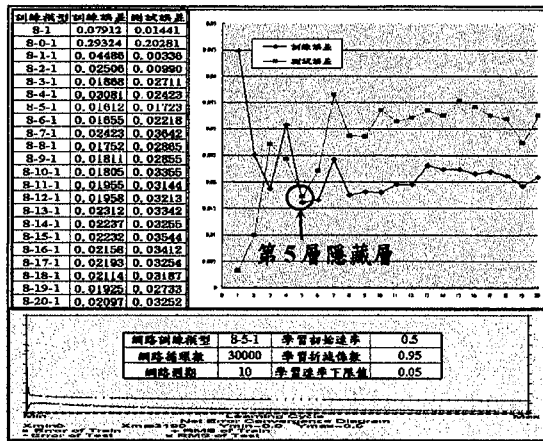


圖 9：以 PCNeuron 進行最佳化模型訓練成果圖

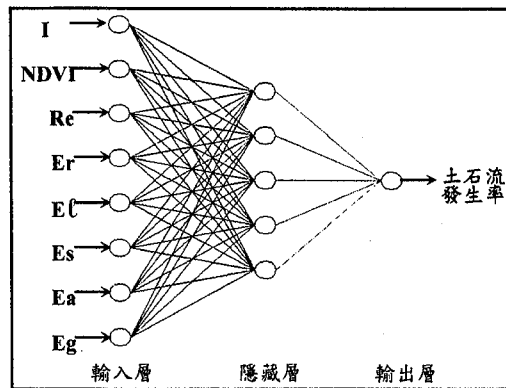


圖 10：8-5-1 倒傳遞網路分析之系統架構圖

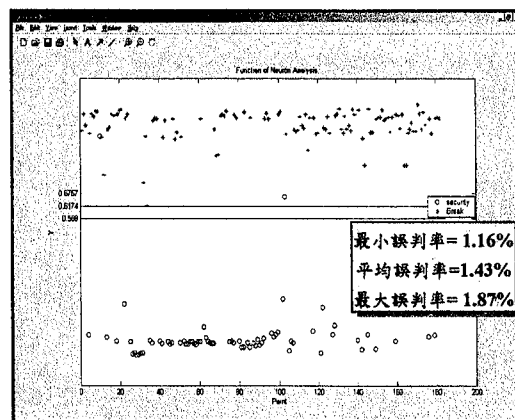


圖 11：倒傳遞網路分析運算結果之誤差驗證圖

表 1：三種回歸模式因子權重排名比較表

排名	多元線性回歸分析		多變量不安定指數分析			倒傳遞神經網路分析	
	因子	自變數權重係數	因子	權重	變異係數	因子	敏感度絕對值
1	IR	0.2991	Es	0.17	71.15	NDVI	8.196
2	NDVI	0.1571	Re	0.16	67.45	IR	7.829
3	Re	0.0395	Er	0.16	67.27	Er	1.075
4	Es	0.0289	NDVI	0.16	66.7	Re	0.963
5	Er	0.0262	IR	0.15	65.38	Es	0.200
6	EI	0.0153	Eg	0.09	38.24	Ea	0.183
7	Ea	0.0109	EI	0.06	26.68	EI	0.118
8	Eg	0.0029	Ea	0.06	25.54	Eg	0.113
誤判率	28.18%~35%		3.39%~6.07%			1.16%~1.87%	

- (i) 以因子相關度分析，三種回歸模式，土石流潛在發生度成『負相關』，表示當有效集水面積內 NDVI 與 IR 平均值越小時，該地區崩塌裸露地面積越大，亦代表可能該地區土石堆積於河谷上游的土方量越大，其土石流潛在發生機率越高，故此結論與事實相符。有效集水區內坡面的植生狀況與一推近紅外光(IR)輻射值，亦可當成判定是否發生崩塌或土石堆積的依據。三種回結果都顯示 NDVI 與 IR 兩因子皆與土歸分析模式中除了多變量不安定指數分析外，其他兩種分析方式的權重排名分別居於 1、2，因此有效集水區內崩塌面積對於土石流發生度影響力極高，其他危險因子顯然皆與土石流發生度成『正相關』，而本研究所選取的兩個雨量因子則分別排名於 2、3、4、5 名，表示雨量延時越長或強度越大則發生土石流的機率越高，也表示對於土石流發生度影響力極高。
- (ii) 其次為有效溪床平均坡度因子(Es)，除了多變量不安定指數分析之坡度因子排名第 1 外，其他兩種分析法之坡度因子排名則分別位於第 4、5 名。岩性(Eg)代表著邊坡整體基本組成物質。本研究嘗試將研究區域之岩性分成沉積岩與變質岩兩種，並設定岩性屬沉積岩者為 1、岩性屬變質岩者為 2，其中 89 年南投縣劃定的土石流潛勢溪流，位於沉積岩與變質岩上的數目分別為 88 條與 93 條，而桃芝颱風後發生在沉積岩與變質岩之土石流分別為 40 條與 72 條，此乃由於變質岩岩性較沉積岩為脆弱，故變質岩之土石流發生機率為 77.42% 明顯高於沉積岩 44.94% 的土石流發生機率。而岩性因子經回歸分析之『正相關』結果亦顯示了變質岩發生機率較高，顯然與事實相符。其他有效集水面積與溪床長度兩個因子皆與土石流發生度成正相關，其中有效集水面積因子越大，則可代表該溪床之集水程度越高，土石流發生機率越高。而有效溪床長度越充足，則提供土石流運動時的充

足距離，故這兩個推論皆與學理或事實相符合。

更進一步經由本研究分析後發現，其即時性因子對與土石流發生之影響度，明顯較非即時性因子來得大，因此本研究採用即時性因子作為行動式土石流即時預測系統的重點，將非即時性因子建置於後端資料庫中提供查詢功能。而即時性因子(例如雨量因子)則由環境認知代理人即時提供相關資訊，並結合 GIS 與 RS 系統以不同時段的高準確度衛星影像，即時監測該地區溪床土石堆積量與植生狀況，提高專家系統預測土石流發生機率。

5.2.2 回歸模型準確度比較

本研究三種回歸模型之整體誤判率，與隨機選取 100 筆資料之驗證誤判率整理如表 2 所示。由表 2 結果可知，在 95% 的信賴區間下，倒傳遞類神經網路分析模型準確度明顯優於其他兩種分析之模型準確度，因此本研究採用倒傳遞類神經網路模型，作為土石流即時預測系統之最佳數值模式。

表 2：回歸模型準確度比較表

排名	回歸分析模式	整體誤判率(181筆資料)			驗證誤判率(100筆隨機資料)		
		最小	平均	最大	最小	平均	最大
1	倒傳遞類神經網路	1.16%	1.43%	1.87%	1.21%	1.53%	1.74%
2	多變量不安定指數分析	3.33%	5.18%	6.97%	7.84%	9.32%	11.63%
3	多元線性回歸	25.18%	32.77%	35.00%	29.46%	35.61%	38.87%

5.3 土石流最佳數值模式與潛感危險度分級

由於倒傳遞類神經網路分析結果最佳且誤判率最小，因此本研究利用其網路輸出值作為南投地區土石流潛勢溪流之潛感危險值，並依潛感危險值大小作分級，區分出土石流發生潛感威脅之高低。

圖 12 為倒傳遞類神經網路最佳數值模式流程設計圖。當行動式使用者端輸入八個影響因子資訊時，決策支援系統將此八個分級值導入最佳模式流程中，經由線性系統轉換各因子分級值，並加入加權矩陣與偏權值向量輸入隱藏層非線性系統求出隱藏層輸出量，再以輸出層非線性系統推論出期望輸出量，最後將期望輸出量轉換成為最佳網路預測值。

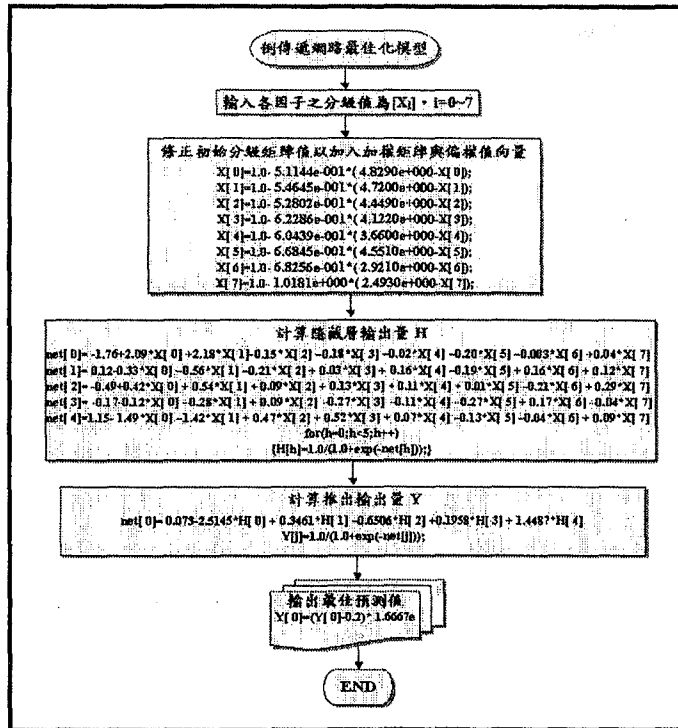


圖 12：倒傳遞網路最佳數值模型流程圖

由於依倒傳遞類神經網路回歸模式，所求出之預測值仍無法顯示該溪流危險程度，故本研究再次將所有回歸分析後之倒傳遞類神經網路輸出值予以分級統計，結果顯示於圖 13。而土石流發生率與潛在危險程度整理於表 3。本研究將潛感危險度區分成低中高三級，因整體區分級數若大於三級，區分效力將會明顯降低，表示居中的各級土石流發生率將會接近其上下兩級而無法區分出有效層級，由圖 13 與表 3 結果顯示採用倒傳遞類神經網路回歸方法所得效果最佳，誤判率最低。圖 14 為網路輸出值與土石流危險度分級示意圖，倒傳遞類神經網路之輸出值採區間應對法，即將發生但未發生之期望值設定在 0.8 與 0.1，因此網路推論值分為(i) 小於 0.1，(ii) 0.1~0.8 與(iii) 大於 0.8 三個區間，分別界定為低、中、高潛感危險範圍，進而提供行動式使用者與專家決策系統參考。針對三種災害預測模式之完整驗證數據，整理於網址 (http://RMD2PA.npust.edu.tw/analysis_data)，以供有興趣之讀者參考。

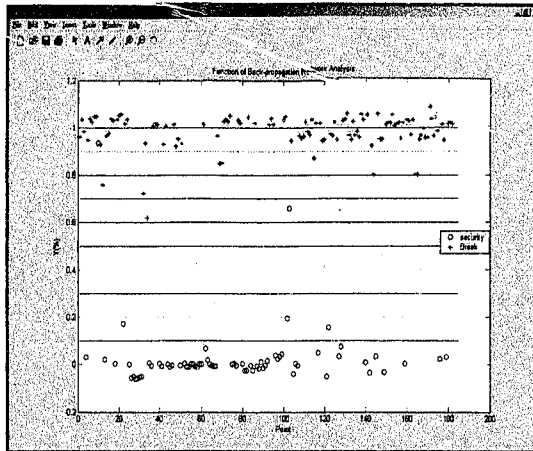


圖 13：倒傳遞類神經網路輸出值分佈圖

表 3：網路輸出值與土石流危險程度對應分級表

網路輸出值	總數	發生數	發生率	潛感危險度	狀態
輸出值 < 0.1	64	0	0%	低度危險	正常 (綠燈)
0.1 < 輸出值 < 0.8	7	4	57%	中度危險	接近警戒 (黃燈)
輸出值 > 0.8	110	109	99%	高度危險	警戒 (紅燈)

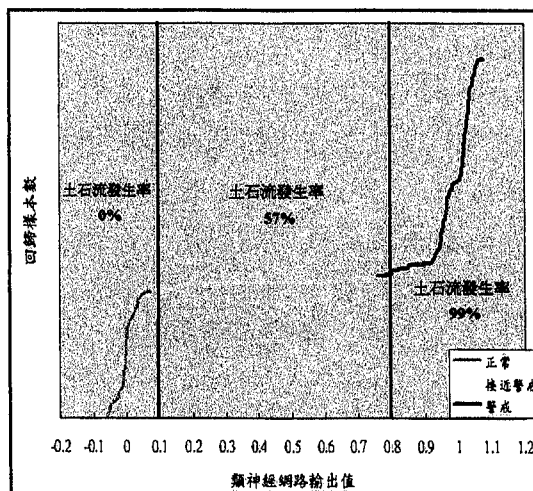


圖 14：網路輸出值與土石流危險度分級示意圖

6. 系統實作

行動化土石流即時預測系統(RM(DF)²)架構如圖 15 所示，包括行動式使用者、前端應用伺服器與後端決策支援系統，RM(DF)² 系統使用者可以利用包括平板電腦(Tablet PC)、PDA、筆記型電腦或是一般的桌上型電腦等存取遠端防災資料(Meggers 1998; Mohan 1999)，並由應用伺服器上之環境認知代理人精簡與過濾必要的資料，以及虛擬實境(VR)展示。其中使用者利用輕巧的手持式設備到土石流現地勘查，並輸入相關的訊息進行土石流決策推論與分析(Pang 2001; Hare 2002)。針對 RM(DF)² 系統所使用之軟硬體設備整理於表 4 與表 5。

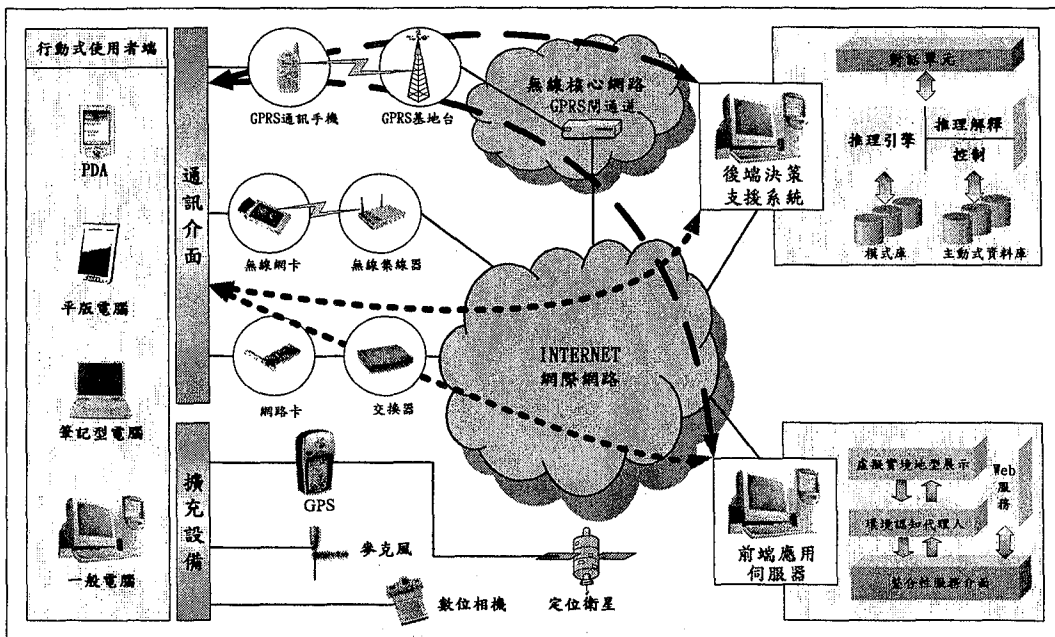


圖 15：行動化土石流即時預測系統

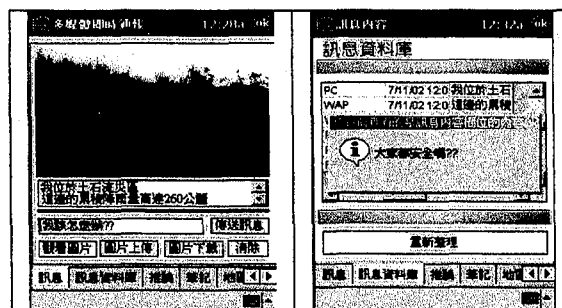
圖 16 與圖 17 為使用者在災區現場輸入與接收土石流相關多媒體訊息之系統展示畫面，若災區之行動通訊系統已被破壞，則直接由手持式設備中所建立之條例式推理機制進行推論，而個人數位助理器(PDA)則是具有輕巧方便之特性可輕易攜帶察看與操作。

表 4：系統使用之軟體規格

軟體規格	
1.	EVB 3.0
2.	VB 6.0
3.	ASP 2.0
4.	MS_SQL 2000
5.	PhotoShop 7.0
6.	IIS 5.0
7.	Win CE 3.0
8.	MS_SQL 2000 FOR Win CE
9.	Cosmo Player (PC 上 VR 播放)
10.	ParallelGraphics Pocket Cortona (Pocket PC 上 VR 播收)
11.	Map Explorer 2001 地理探險家
12.	mmVISION iPictures & iVideo
13.	Compaq WL100 Wireless Lan for Pocket PC (無線網卡)
14.	FlyJacket Tools
15.	IA Style

表 5：系統使用之硬體規格

硬體規格	
1.	PIII-850 RAM256 等級以上之個人電腦 2 部(一台為應用伺服器，另一台為決策支援系統)
2.	Compaq Ipaq 3630 個人數位助理(PDA) 2 部
3.	Acer C300 Tablet PC 1 部
4.	Access Point 無線基地台接收器 1 部
5.	IEEE 802.11b 無線網卡 3 部
6.	P7389i GPRS 手機或模組 1 部
7.	HP Jornada Pocket PC 數位相機
8.	Ipaq 雙背夾
9.	Compact GPS 衛星接收模組
10.	Liferview flyJacket i3800 1 部
11.	Lifevies flyJacket Icam 1 部

圖 16：RM(DF)² 系統之使用 PDA 功能展示

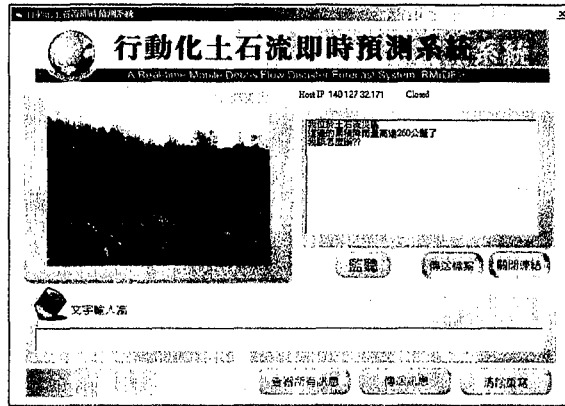


圖 17：RM(DF)²系統之使用 PC 功能展示

前端應用伺服器主要提供多媒體相關應用並提供環境認知代理人服務 (龔旭陽 民 92；Huhns 1997；Kung 2003；Nwana 1997)，應用伺服器提供環境認知代理人進行資訊分類與整理，並配合 WEB/WAP 之功能，讓行動式使用者經由 WEB 介面進行資料的傳遞與查詢，以及提供虛擬實境(VR)地形模擬展示等功能。圖 18 為 WEB 方式顯示雨量代理人相關畫面；圖 19 為 PDA 上雨量代理人所接收到之雨量畫面；圖 20 為 PDA 上進行現地模擬展示，提供虛擬實境包括數位地形圖或等高線圖等相關圖型。圖 21 為運用 GPS 於南投縣境內各鄉鎮道路進行定點，以轉換方式將 GPS 檔轉化為 GIS 圖層進行分析，並採用高準確度衛星影像(如解析度 67*67cm 之 Quickbird 衛星影像)或航空照片再加強位定功能，以 RS 系統進行判釋分析。

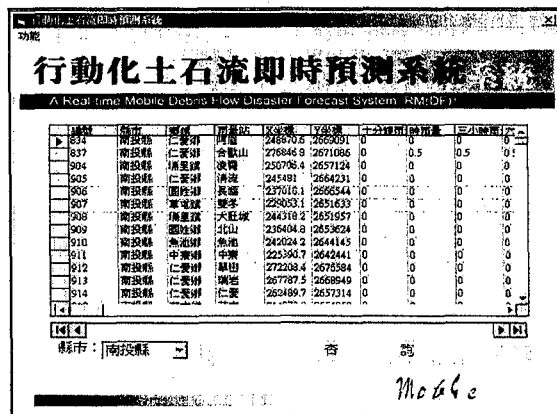


圖 18：WEB 化雨量代理人

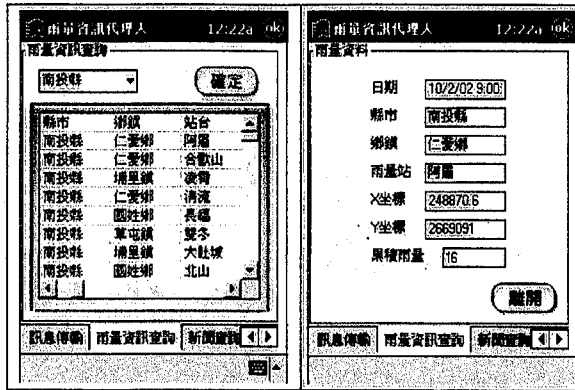


圖 19：PDA 上雨量代理人



圖 20：模型圖與切割過後的模型圖



圖 21：即時航照與線上通訊畫面

後端決策支援系統(Decision Support System, DSS)由模式庫(Modeling base)、資料庫(Database)與對話單元(Dialog Unit)所組成(Efraim 1998)，其核心模式庫為多元線性回歸、多變量不安定指數法與倒傳遞類神經網路三種分

析模式，並利用有效集水區面積、有效溪床長度、有效溪床坡度、有效集水區內岩性、有效集水區內崩塌面積、有效累積雨量與有效降雨強度等八個數值因子進行推估與分析，當所推論之值判定為危險時，決策支援系統會將危險訊號傳送回行動式使用者，其相關系統設計畫面如圖 22 所示。

因子名稱	輸入值	預測值	危險度
有效集水區面積	151	151	0.0000
有效溪床長度	10.350	10.350	0.0000
24小時有效累積雨量	154	154	0.0000
平均有效降雨強度	155	155	0.0000
有效溪床坡度	14.5345	14.5345	0.0000
有效溪床坡度	15	15	0.0000
有效集水區岩性	150	150	0.0000
岩性	150	150	0.0000

線性回歸
-危險度: 0.0000

多變量因子分析
-危險度: 14.077

模糊邏輯
-危險度: 0.0000

圖 22：RM(DF)² 系統土石流災害推論畫面

7. 結論

本研究設計與提出以多元線性回歸、多變量不安定指數分析與倒傳遞類神經網路三種數值分析法建立土石流災害預測模式，並首先定義出有效集水區面積、有效溪床長度、有效溪床坡度、有效集水區內岩性、有效集水區內崩塌面積、有效累積雨量、有效降雨強度與植生指數八個數值因子進行土石流災害發生推估，並分析各因子之影響度以推論出是否會發生土石流災害，最後實際製作一行動化土石流即時預測系統(A Real-time Mobile Debris Flow Disaster Forecast System, RM(DF)²)，以驗證所提模式之可行性與有效性。

針對本研究所提出之三種土石流災害預測模式，為確實驗證其可行性與有效性，我們以南投縣 181 條潛勢溪流之歷史資料作為本研究之實例(案例)，採用多元線性回歸模式。驗證結果顯示，若將其平均值門檻定為 5.0927，而上下限各為 5.4463 與 4.7392，將 181 筆潛勢溪流資料進行研判後，其最大誤判率高達 35%，因此可證明多元線性回歸分析模式在大多數的情形下並不能有效區分出所有潛勢溪流資料，因此無法精準預測土石流是否會發生。採用多變量不安定指數法進行分析，若將其門檻值定為 5.256，而上下限各為 5.5757 與 4.9583 時，將 181 筆資料帶入進行研判，其最大誤判率降低為

6.07%，土石流發生判斷正確率較多元線性回歸模式來得高，意即表多變量不安定指數模式較多元線性模式更具區分力。利用 8-5-1 倒傳遞類神經網路分析，若將其門檻值定為 0.6174，其上下限各為 0.6757 與 0.559 時，其最大誤判率僅為 1.87%，意即利用倒傳遞類神經分析模式幾乎可明顯判斷出本研究分析之過往案例。針對所提出之三種土石流災害預測分析模式之優缺點與適用性來看，三種分析方法為不同之預測策略，其預測準確度皆有一定成效，但相比之下準確度則由低而高(即多元線性回歸法<多變量不安定指數法<倒傳遞類神經網路法)。因此以預測準確度而言，以倒傳遞類神經網路法最佳，但以模式實作複雜度(Time Complexity)而言，則以多元線性回歸法為最簡單，即系統運作負擔最小。

針對所設計之 $RM(DF)^2$ 系統運作分析而言， $RM(DF)^2$ 系統採用三層次架構，前端應用伺服器負責多媒體資訊之傳遞，而後端決策支援系統負責土石流災害推論，使用者可以迅速且確實得到所需之資訊並得到推論之結果。但如果土石流潛勢溪流量增加時，可能造成後端決策支援系統無法負載之問題造成推論速度變慢，因此未來改善策略為將決策支援系統變更為分散式系統進行推論之運算。此外，在未來的研究中更將著重於蒐集新的潛勢溪流資料與加入第三代行動通訊網路環境，讓本系統亦能讓手機使用者進行更快速的危險災害地區自我安全檢測，讓災害在未發生時災民能迅速獲得警訊並得有效撤離土石流災害發生之危險地區。

致謝：此計畫由國科會支援，計劃編號 NSC 93-2625-Z-020-004，特此致謝。

8. 參考文獻

- 林中興(民 83)，「山坡地穩定性評估之因子分析及地理資訊系統之應用」，中央大學應用地質研究所碩士論文。
- 林昆賢(民 89)，「GPS/GIS 應用於南橫公路邊坡地工環境災害調查分析與資料庫系統之建立研究」，屏東科技大學碩士論文，32-87 頁。
- 林信亨、林美聆(民 91)，「地理資訊系統及類神經網路應用於土石流危險溪流危險度判定」，*地工技術*，第 90 期：73-84 頁。

- 韋方強、謝洪、鐘敦倫、崔鵬、胡凱衡(民 91),「西部山區城鎮建設中的泥石流問題與減災對策」,第三屆海峽兩岸山地災害與環境保育研究彙刊,第三卷,50-58 頁。
- 張守陽、李璟芳(民 91),「機械視覺判識土石流流動之研究」,第三屆海峽兩岸山地災害與環境保育研究彙刊,第三卷,154-161 頁。
- 陳明棠(民 91),「台灣北部地區土石流潛勢溪流危險度與預警分析之研究—類神經網路與模糊理論之應用」,國立台灣大學土木工程研究所碩士論文。
- 程根偉(民 91),「泥石流暴發准周期性探討」,第三屆海峽兩岸山地災害與環境保育研究彙刊,第三卷,66-72 頁。
- 葉怡成(民 84),*類神經網路方法應用與實作*,儒林圖書有限公司。
- 葉怡成、郭耀煌(民 81),*專家系統方法應用與實作*,全欣資訊圖書公司。
- 農委會遙測發展小組(民 88),「航遙測與地理資訊系統在天然災害監測上之應用」,88 年度農委會科技計劃報告書。
- 楊龍士、周天穎(民 88),「遙感探測理論與分析實務」,逢甲地理資訊中心,2-21~3-23 頁。
- 劉哲欣(民 89),「土石流潛在勢能及預警之研究」,國立台灣大學農業工程學研究所碩士論文。
- 餘斌(民 91),「崩滑型泥石流的預報」,第三屆海峽兩岸山地災害與環境保育研究彙刊,第三卷,73-78 頁。
- 謝正倫(民 88),「土石流防治措施效果預估與評估模式之建立」,88 年度防災專案計劃成果研討會論文集。
- 謝正倫、蔡元芳(民 89),「地震災區土石流災害之現況與防治對策」,九二一震災災後中日土砂災害研討會論文集。
- 譚萬沛(民 78),「泥石流溝的臨界雨量線分佈特徵」,*水土保持通報*,第九卷,第六冊,21-26 頁。
- 龔旭陽、林正雄、林靖祐、顧浩翔、劉燕燕(民 92),「GPS/GIS/VR 應用於位置認知逃生路徑之設計」,第九屆資訊管理暨實務研討會。
- Antenucci, J.C. (1991), "Geographical Information System," *A Guide to the Technology*, Van Nostrand Reinhold, (3rd ed.)
- Efrain, T. and Jay, E.A.P. (1998), "Decision Support System and Intelligent System," 5th ed., Hall.

- George, F.L. and William, A.S.A. (1999), "Artificial Intelligence-Structures and Strategies for Complex Problem Solving," 3rd ed., Wesley.
- Gilabert, M.A. and Gonzalez-Piqueras J. (2002), "A generalized soil-adjusted vegetation index," *Remote Sensing of Environment*, 82, 303-310.
- Hare C.B., (2002), "Redefining user input on handheld devices," Third International Conference on 3G Mobile Communication Technologies, 388-393.
- Huang, Z.W. (2000), "Estimate Cost of Software Development Using Integrated Model: Cluster, Rule-Based Reasoning, and Case-Based Reasoning," *Proceedings of fifth Conference on Artificial Intelligence ad Applications (TAAI 2000)*, Taipei, 309-315.
- Huhns, M.N. and Singh, M.P. (1997), "Readings in Agents," MorganKaufmann, San Francisco, CA.
- Kung, H.Y. and Ku, H.H. (2003), "A Real-time Mobile Multimedia Communication System for the Prevention and Alert of Debris-Flow Disaster," 2003 IEEE Vehicular Technology Conference, Orlando, FL..
- Nwana, H.S. and Ndumu, D.T. (1997), "ZEUS: A Collaborative Agents Tool-Kit, Autonomous Agents '98," Minneapolis/St. Paul, USA.
- Kung, H.Y., Ku H.H., Liu Y.Y., and Lin M.H. (2003), "The Design of a Multimedia Debris-Flow Information System over Heterogeneous Networks using Ubiquitous Appliances," International Conference on Computer, Communication and Control Technologies (CCCT '03), FL. USA.
- Lazaros S. Iliadis, Anastasios K. Papastavrou, Panagiotis D. and Lefakis (2002), "A computer-system that classifies the prefectures of Greece in forest fire risk zones using fuzzy sets," *Remote Sensing of Environment* ,82, 43-45.
- Meggers J., Park, A.S.B., Fasbeder A., and Kreller B., (1998) "A Multimedia Communication Architecture for Handheld Devices," Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, The Ninth IEEE International Symposium, 3, 1245-1249.
- Mohan R., Smith J.R., and Li C.S., (1999), "Adapting Multimedia Internet Content for Universal Access," *IEEE Transactions on multimedia*, 1(1), 104-114.

- Pang G., and Poon G., (2001), "A portable multimedia information device in a wireless optical data link," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 47(1), 87-95.
- Skapura, D.M. (1995), "Building Neural Networks," ACM Press.
- Tamotsu, T. (2002), "A Process-based Sediment Runoff Model For Steep and High Mountain Basin," 5th Taiwan-Japan Joint Seminar on Natural Hazards Mitigation.
- Tor, B. (1991), "Geographical Information System, An Introduction," Van Nostrand Reinhold , (2nd ed.)
- Xiangming, X. and Stephen, B. (2002), "Characterization of forest types in Northeastern China, using multi-temporal SPOT-4 VEGETATION sensor data," *Remote Sensing of Environment* 82, 335-348.

