



鐵路事故分析方法之綜述 - 以複雜網路理論為例

淡江大學運輸管理學系教授 / 陶冶中

關鍵字：鐵路事故分析、複雜網路理論、相繼安全傳播

摘要

本文首先針對當前鐵路事故分析方法提出宏觀面向的綜述；然後以可顯示系統全局屬性與呈現複雜相互作用之拓樸特徵的複雜網路理論為例，運用該理論建立臺鐵事故與事件的複雜網路模型，並從中找出關鍵因素；最後再依據相繼故障理論提出相繼安全傳播分析方法，以發現哪些因素可大幅降低事故與事件的發生機率並提出相關改善建議，以防止事故或事件的發生。

一、前言

現代運輸是由鐵路運輸、公路運輸、水路運輸、航空運輸及管道運輸所組成，為人類社會提供安全、快速、舒適、便利的運輸

服務，其中又以「安全」是所有運輸事業永恆的主題。

由於鐵路運輸有運量大及速度快等特性，因此若發生重大事故時，必將導致眾多死傷與經濟損失。回顧近年全球鐵路重大事故案例，例如：2005年日本發生的福知山線出軌事故（造成107死555傷）、2008年中國發生的膠濟鐵路列車相撞事故（造成70死416傷）及2013年西班牙高鐵出軌事故（造成78死145傷）等事故，死傷人數之高皆令人悲痛。我國亦曾發生鐵路重大事故，例如：1991年造橋列車對撞事故（造成30死112傷）、2018年普悠瑪新馬出軌事故（造成18死215傷）以及2021年太魯閣號清水隧道事故（造成49死218傷）。



發生鐵路事故皆有其必然與偶然的因素，若欲有效預防事故的發生，應藉由科學方法針對導致事故發生的可能因素，進行分析與控制，以助於填補系統的漏洞而防止相同的事再次發生。本文將宏觀回顧當前鐵路事故分析方法；然後以複雜網路理論（Complex Network Theory, CNT）為例，運用CNT建立臺灣鐵路管理局（以下簡稱臺鐵）事故與事件的複雜網路模型，從中找出關鍵因素；最後再運用相繼安全傳播分析方法，發現哪些因素可大幅降低事故與事件的發生機率並提出相關改善建議，以防止事故或事件的發生。

二、當前鐵路事故分析方法之綜述

目前國內外對於鐵路事故的研究範疇主要分為鐵路事故模型、鐵路事故因素分析、鐵路事故風險分析與鐵路事故預測方法等四大類別。

（一）鐵路事故模型

Leveson（2004）認為鐵路事故是事故的一種特例，並定義事故係反應一種複雜的系統現象。Qureshi（2007）將鐵路事故分析統整出順序事故模型、傳染病事故模型與系統化事故模型等三種基本模型。

順序模型是最初提出一種簡單的事務分析模型，該模型認為按照一定順序發生的一

系列特殊事件而導致事故的發生。骨牌模型（Domino Model）是第一個順序事故模型。另一個順序事故模型是事故演化與障礙模型（Accident Evolution and Barrier Model），該模型認為一系列事件或障礙失效會導致事故的發生，其關鍵點在於何時會出現錯誤。順序模型並不侷限於一個事件順序集合，亦可以分層或網路形式表示，例如：傳統的事故樹、關鍵路徑模型、派翠網路（Petri Net）。對於簡單系統中由物理元件故障或人為失誤而導致的事故，順序模型尚稱有效；然而面對複雜系統的事故，順序模型便顯得力不從心，取而代之者即為傳染病模型。

傳染病模型係將事故比作疾病，事故的發生是一些明顯的與潛在的因素恰巧在同一時間與空間組合的結果。Reason（1990）提出的瑞士乳酪模型（Swiss Cheese Model）是一種典型的傳染病事故模型，該模型雖將事故肇因考量直接失效與潛在失效因素間之關聯，但在實際系統中存在多個不同層次的防禦，同時每個層次又都存在一定的固有缺陷，若不安全因素通過系統多個不同層次的防禦，則事故將會發生。傳染病模型的價值在於提供可考慮複雜事故的一個基礎，並突破順序模型的侷限性。然而，傳染病模型並無法用簡單的因果順序來描述潛在因素的相互作用，至少需要一個因果網路來描述不同因素之間的相互作用，系統化模型因此而產生。

由於前兩種模型皆無法解釋相互作用與



相互依賴的動態變化特性，因此一個事故既無法描述為因果序列亦無法描述為因果網路。系統化事故模型強調以理解系統功能的特性為基礎，並非基於內部相互作用的假設而進行事故分析。該模型避免將事故描述為一個順序或有序的單獨事件或潛在條件的鏈結，因此很難用圖形的方法去描述。再者，因事故本身具有動態變化特性，事故發生的機率及內部複雜性導致人們無法全面理解事故，故藉由系統化模型可有效結合各種導致事故發生的因素，進行全面的分析。目前系統化事故模型可分為系統理論方法與認知系統工程方法兩大類型：

1. 系統理論方法

常用的系統理論方法主要有事故地圖 (AcciMap)、人因分析與分類系統 (Human Factors Analysis and Classification System, HFACS)、系統理論事故模型與過程 (Systems-Theoretic Accident Model and Processes, STAMP)。AcciMap是在 Rasmussen (1997) 的風險管理架構模型的基礎上，用於確認六個社會技術系統層次 (政府政策與預算、監管者與監管協會、地方政府規劃與預算、技術與營運管理、實體過程與參與者行為、設備與環境) 之間錯誤的方法。HFACS模型 (2001) 是在瑞士乳酪模型的基礎上，對不安全行為、不安全行為的前提條件、不安全管理、組織影響等四個層次進行分類。STAMP模型是美國麻省理工學院教授Leveson (2004) 所提出，是一種基於約

束的模型，該模型認為導致事故發生的原因並非事件，而是系統中的約束。STAMP模型認為導致事故發生的原因是由於對安全相關的約束不夠充分，因此強調系統組成要素與該系統中所應用的控制原理之間的關係，其中包含人為失誤，以更加符合系統中有人為控制因素的解釋。

2. 認知系統工程方法

常用的認知系統工程方法主要有認知可靠性與失誤分析方法 (Cognitive Reliability and Error Analysis Method, CREAM)、功能共振分析方法 (Functional Resonance Analysis Method, FRAM)。CREAM模型主要任務在於目標環境進行分析進而確定相對應的人為失誤發生機率，其認為不同的目標環境下可能對應不同的控制模式，而人為失誤機率直接由控制模式確定，因此控制事故發生的關鍵環節在於控制模式的設計。FRAM模型是用於分析系統元件的功能如何因共振產生危害，進而失控導致事故發生。

(二) 鐵路事故因素分析

一般而言，導致鐵路事故的因素可從人為、設備、環境、管理等四個面向進行探討，針對不同類型的鐵路事故，找出導致事故的關鍵因素，一直是鐵路安全研究的熱點。Baysari等人 (2008) 以19件澳洲鐵路事故資料，利用人因分析及分類法及認知錯誤的回顧和預測分析法來分析19件事故的人



為因素，該研究發現人因分析及分類法找出的人為因素較認知錯誤的回顧和預測分析法為多，而認知錯誤的回顧和預測分析法可將人為因素更詳細的分類，雖然其無法判斷出組織的影響，但該方法可找出重複之人為因素。Ferjencik (2011) 提出一種改進根本原因分析方法IPICA，其目的在於將安全管理中的事故調查程序整合成全面性的架構而提供不同類型的因果結果。

Hassall等人(2014)提出一個新式的人因分析技術稱為提升復原力之策略分析(Strategies Analysis for Enhancing Resilience, SAfER)，可協助管理者在預期、未知、不確定的情況下，針對事故發生時，確認其關鍵因素並選取適當的控制策略。Kyriakidis等人(2015)利用15年的鐵路事故資料，提出績效型塑因子(Performance Shaping Factors, KSF)來識別重要的人為影響因素，基於帕雷圖(Pareto)原則可識別出90%事故發生的12個風險因素。

孫千山等人(2016)以阿里山森林鐵路出軌事故資料，利用失誤樹(FTA)、事件樹、簡易領結模型及魚骨圖方法來分析事故資料，並找出出軌之原因，亦針對林務局提出軟體與硬體面的改善建議。Zhan(2017)將航空事故因素分析方法引入高鐵事故因素分析，提出HFACS-Ras的事故混合學習方法，其包括事故、人為與組織因素分類模型之建構、網路分析法、模糊決策實驗與評估實驗

法的量化關聯性分析方法。

王珊珊(2018)以美國鐵路事故資料，採用複雜網路理論與風險量化來分析事故資料，並找出事故的關鍵因素為鐵軌未固定良好與人員缺乏注意時的調車，該研究還加入動態權重，以模擬現實生活中網路的變化，進而判斷哪些節點是有關單位須注意者。Lam與Tai(2019)以日本鐵路事故資料，運用複雜網路理論分析事故資料。首先針對各因素進行分析，分析各因素間的關聯性，並判斷何種因素會導致其他因素發生與大部分因素會導致何種因素產生。然後該研究將各因素歸類成四類：外部入侵(如車輛闖入平交道)、技術故障(如引擎故障、感測器故障等)、人為因素(如不正確的列車營運)及不安全情況(如地震、強風等)，並探討各因素對於其他類因素的影響以及對於事故的影響，最後該研究分析四個類別中的個別因素對於哪些因素有重要之影響。

(三) 鐵路事故風險分析

目前鐵路事故風險分析方法主要有故障樹(FTA)、派翠網路(Petri Net)與貝式網路三種。美國貝爾實驗室首先提出FTA，後經由波音公司與美國原能會的推廣，逐漸成為當今應用最廣的系統安全分析技術。FTA是從系統層功能故障出發，遵循邏輯演繹分析的原則，經由系統功能劃分與迭代推演，最終找到位於底層的故障誘發條件。Petri



Net模型係一個有向圖，可用一個六元組來表示，具有描述問題的強大能力，且非常適合分析系統變化的動態行為。貝式網路易於描述有很多相關變數的事故，可依據事故資料學習掌握各變數間之關係與結構。

Ladkin等人(2005)使用Why-Because分析方法(WBA)，以語意與邏輯為基礎來建構WB-Graph並形式化證明WB-Graph的正確性，進而分析事故的肇因，以1999年澳洲藍山的Glenbrook列車碰撞事故為應用案例並同時與AcciMap事故分析結果進行比較，結果顯示WBA較AcciMap更能精準找出事故因素。

另一種常見的模型是機率統計迴歸模型，其利用機率論以機率的形式將誘因與後果刻劃出來，事故往往是由多個因素所決定，哪個因素導致事故具有隨機性，其出現的頻繁程度可用機率表示。常用的機率統計迴歸模型有參數估計與非參數估計兩種模型，前者是基於事故資料具有隨機、離散、非負數等特性；後者則不使用資料分布的先驗知識，對資料分布不附加任何假定，而是一種出自資料樣本本身研究分布特徵的方法。

(四) 鐵路事故預測方法

常用的鐵路事故預測方法概可分為三類：數理統計模型、人工智慧方法與組合方法。數理統計模型是指對隨機變數及隨機

變數之間的關係進行量化描述的模型，包括：時間序列模型(如ARIMA、GARCH)、卡曼濾波模型、基於灰理論的灰模型GM(1,1)、支持向量機(SVM)。人工智慧方法即為模擬人類思維的演算法，包括：馬可夫模型、隨機森林決策樹、反向類神經網路(BPNN)、深度類神經網路、貝式類神經網路、小波轉換類神經網路等等。組合方法則是將2種或2種以上的方法加以組合，亦可分為三類：數理統計模型組合(如ARIMA+GARCH)、人工智慧方法組合(如遺傳演算法+小波轉換類神經網路)、數理統計模型與人工智慧組合(如ARIMA+深度類神經網路、K鄰近非參數迴歸+卡曼濾波+貝式類神經網路)。

綜合上述，國內外對於鐵路事故的模型、因素分析、風險分析與預測方法等課題的研究仍是持續不輟且成果豐碩。近年來，隨著物聯網、5G、雲端運算、大數據及人工智慧等數位科技的蓬勃發展，許多新的研究方法相繼產生，因此是否有合適的新方法可用於鐵路事故分析以獲取更精確的結果，遂成為近年來鐵路安全研究領域的熱門課題。

在眾多新方法中，複雜網路理論應用於鐵路事故因素分析仍處於剛起步的階段。在以往的網路研究中，僅有規則網路、小世界網路與隨機網路的相關研究，但1998年複雜網路理論問世，該理論認為所有複雜系統皆可透過網路形式呈現並進行分析，同時隨著



資料量的爆炸成長、資料蒐集技術的日新月異與電腦運算能力的提升，建構複雜網路模型變得較為容易且能更能顯示實際的情況。與傳統方法相較，複雜網路理論較能以全面性且整體性來分析事故因素，同時亦能發現整體事故因素間的關聯性或因果關係，更能觀察事故發生後路徑演變的影響（徐偉豪，2021）。

三、複雜網路理論應用案例

本文所探討之鐵路事故與事件是依據鐵路行車規則第122條中所定義之重大行車事故、一般行車事故及鐵路行車異常事件，有關鐵路事故與事件之名詞說明如表1所示。

本文蒐集臺鐵營運安全處及國家運輸安

表 1 鐵路事故與事件名詞說明

分類	名詞	說明
重大行車事故	正線衝撞事故	於正線發生列車互相、車輛互相、或列車與車輛互相間之衝撞或撞觸
	正線出軌事故	於正線發生列車或車輛傾覆或脫離軌道
	正線火災事故	列車或車輛於正線發生火災
一般行車事故	側線衝撞事故	於側線發生列車互相、車輛互相、或列車與車輛互相間之衝撞或撞觸
	側線出軌事故	於側線發生列車或車輛傾覆或脫離軌道
	側線火災事故	列車或車輛於側線發生火災
	平交道事故	列車或車輛於平交道與道路車輛或行人發生衝撞或碰撞
	死傷事故	列車或車輛運轉或跳、墜車致發生人員死亡或受傷之情事
	設備損害事故	列車或車輛運轉且非因天然災變造成設備或結構物新臺幣一百五十萬元以上之損害
	運轉中斷事故	列車或車輛運轉且非因天然災變造成一小時以上之運轉中斷
鐵路行車異常事件	列車或車輛分離	列車或車輛非因正常作業所致之分離
	進入錯線	列車或車輛進入錯誤軌道，或於應停止運轉之工程或維修作業區間內運轉
	冒進號誌	列車或車輛停於顯示險阻號誌之號誌機內方或通過未停
	列車或車輛溜逸	列車或車輛未經駕駛員或相關人員操作控制、或錯誤操作之移動
	違反閉塞運轉	列車進入未辦理閉塞區間
	違反號誌運轉	列車或車輛未依號誌指示運轉
	號誌處理錯誤	人員錯誤操作號誌裝置或應操作而未操作
	車輛故障	車輛之動力、傳動、行走、連結、集電設備、車門、軋機、車體或其他裝置等發生故障、損壞或功能異常等影響運轉之情事
	路線障礙	土木結構物或軌道設備發生損壞、變形或功能異常致影響列車正常運轉之情事
電力設備故障	變電站設備、電車線設備、電力遙控設備及其他附屬裝置等發生故障、損壞或功能異常致影響列車正常運轉之情事	

分類	名詞	說明
鐵路 行車 異常 事件	運轉保安裝置故障	列車自動控制裝置、聯鎖裝置、行車控制裝置、軌道防護裝置、轉轍裝置、列車偵測裝置、號誌顯示裝置、冒進防護裝置、災害偵測裝置及其附屬設備發生故障、損壞或功能異常致影響列車正常運轉之情事
	外物入侵	人員或外物侵入鐵路路權範圍、破壞鐵路設備、擱置障礙物或其他行為，致影響列車或車輛正常運轉之情事
	危險品洩漏	瓦斯、火藥或其他危險品從列車或車輛顯著洩漏之情事
	駕駛失能	駕駛人員於駕駛列車或車輛過程中，因身心健康因素，致無法安全駕駛或完成勤務之情事
	天然災變	強風、豪大雨、洪水、地震等其他自然異常現象，致影響列車正常運轉之情事
	列車取消	未依規定或未經核准取消時刻表訂列車班次之情事

全調查委員會的鐵路事故與事件資料報告，並將兩個單位所提供的資料合併進行分析。首先建立資料進行事故因素鏈，並將各因素進行編碼，然後建立複雜網路模型，最後則是建立相繼安全模型。本文資料統計時間為2018年1月至2020年4月，合計28個月，共計1560筆資料，其中1347筆為有效資料。

（一）基本統計量分析

1. 事故事件發生次數

臺鐵各類事故事件發生次數與百分比以車輛故障為最常發生之事故事件，其發生比例為45.22%，相當於10起事件中至少會有4起為車輛故障。而其次為運轉保安裝置故障，包含號誌故障及轉轍器故障等，其發生比例為19.50%。

2. 事故事件發生路線別

臺鐵各路線發生事故事件次數與百分比

以縱貫線北段發生事故與事件的件數為最多；在支線中，集集線發生事故與事件的件數最高；在貨物路線中，臺中港線發生事故與事件的件數為最多。

3. 事故事件發生時間

臺鐵事故事件發生時間次數與百分比以5點時發生事故與事件的比例最高（8.79%），與其他時間相比均高出1.5倍至2倍，次高發生事故與事件的時間為9點（7.31%）。從表5中可知，6點至12點發生事故與事件的比例最高（32.26%），次高為12點至18點（28.09%），此兩個時段發生的事件與事件占全日的60.35%。

4. 各車種車型故障次數

臺鐵各車種與車型故障次數與百分比以區間車的故障比率最高，其次為電力機車。若按照車型，EMU500故障率最高，佔26.67%，其次為E200型，佔16.45%，第三為



E1000（推拉自強號），佔14.18%，此三種車型的故障率佔整體車輛故障的57.3%。

（二）複雜網路模型

本文建立的複雜網路模型中，節點代表事事故事件因素，連接線代表各因素間的關聯，而模型建構的流程如下：

步驟 1：分析臺鐵事故或事件的經過，並且找出事事故事件因素作為網路模型中的節點。

步驟 2：透過 Apriori 演算法找出因素間的關聯，並且建立相鄰矩陣，若兩因素有關聯則在矩陣中以 1 表示，若兩因素無關聯則在矩陣中以 0 表示。

步驟 3：透過上述兩個步驟找出的節點與相鄰矩陣建立複雜網路模型，在相鄰矩陣中第 i 行第 j 列與第 j 行第 i 列的因素為 1，則將節點 i 與節點 j 以

連接線連接，若為 0 則不連接。

本文分析1560筆事故與事件資料，其中1347筆資料為有效資料，且可從有效資料中找出159個因素，這些因素可大致分為四類，分別為設備因素、人為因素、管理因素及其他因素，除這些因素之外，本文同時亦將最後發生的事故或事件進行編碼，共有11個最終事故或事件。在編碼表中EM代表設備因素、H代表人為因素、M代表管理因素、O代表其他因素及A代表最終發生的事故或事件。

找出事事故事件因素與相鄰矩陣後，藉由Pajek軟體可建立複雜網路模型，共有170個節點及581條連接線，並將複雜網路模型視覺化後，如圖1所示，其中包含設備因素節點、人為因素節點、管理因素節點、其他因素節點及最終發生的事故事件節點，共有五種類別的節點。

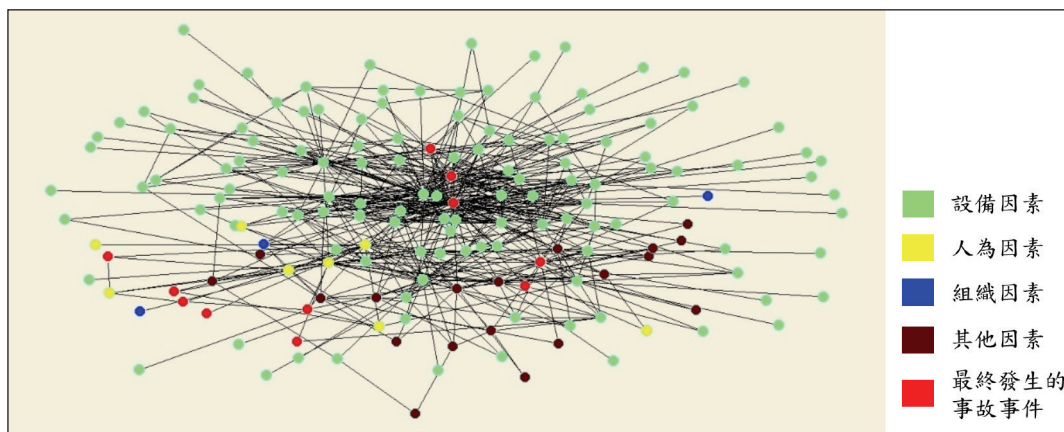


圖 1 整體事事故事件複雜網路模型圖

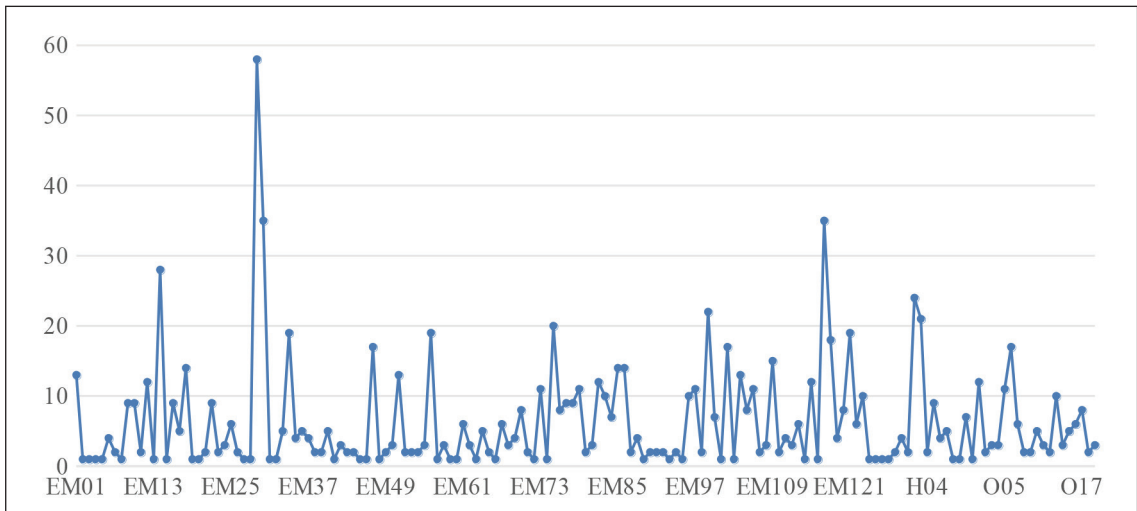


圖 2 整體事故事件複雜網路模型之節點度值分布圖

臺鐵整體事故事件複雜網路模型中各節點度值，如圖2所示。模型的平均節點度值為6.8353，代表平均每個因素都會與6到7個因素有關連，從圖2可看出大多節點度值不超過20，但其中有幾個節點的度值非常大，稱為Hub點，包含EM14（VCB不閉合）、EM29（列車動力異常）、EM30（列車鬆軔異常）、EM99（繼電器故障）及EM117（號誌故障）這5個因素節點。除因素節點之外，還有2個最終事故與事件節點，代表最終事故與事件最常發生者為A06（列車延誤）及A07（列車無法行駛）。在整個複雜網路模型中最重要的節點為列車動力異常，若能避免其它4個Hub點因素發生，則可降低事故或事件發生的機率。

複雜網路理論之介數是計算通過節點的

最短路徑與整體最短路徑的比值，因此可找出出現次數但地位相當重要的節點。圖3所示之平均節點介數為0.0058，且大多節點度值不超過0.05，但其中仍有5個節點的介數較大，分別為EM29（列車動力異常）、EM85（線路脫落/斷裂）、H02（人員違反規定）、H03（人員未注意）及M02（人員訓練不足），這些都是相當重要的節點，因為介數越大代表通過該節點最短路徑越多，只要避免這些節點連線，即能降低事故或事件發生的機率。

本文經由節點度值與節點介數可找出臺鐵事故與事件的關鍵因素，並且借助軟體可將關鍵節點視覺化，結果如圖4所示，在圖的左半邊為經由度值找出的關鍵節點，而右半邊為經由介數找出的關鍵節點，越接近圓心

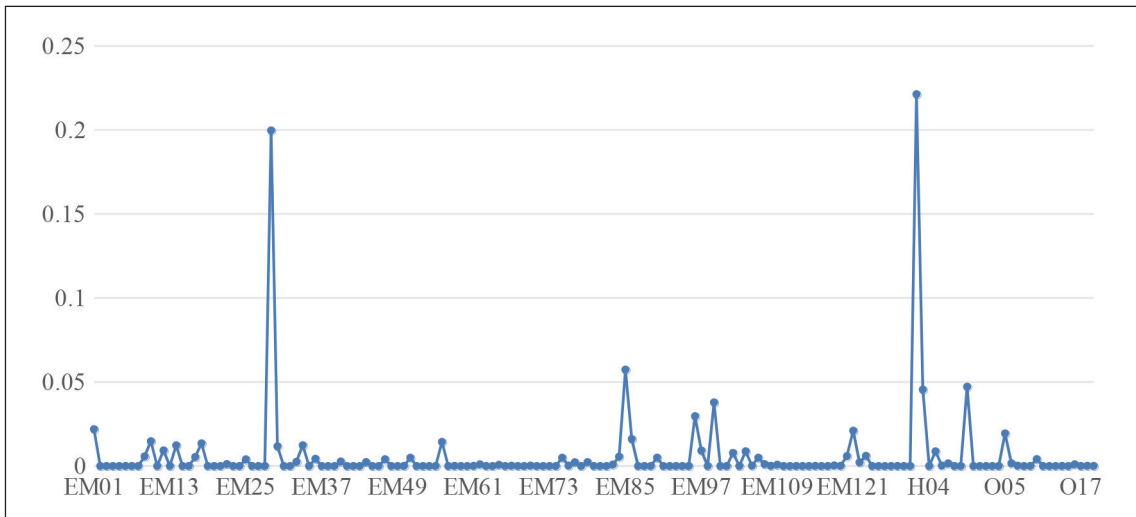


圖 3 整體事件事件複雜網路模型之節點介數分布圖

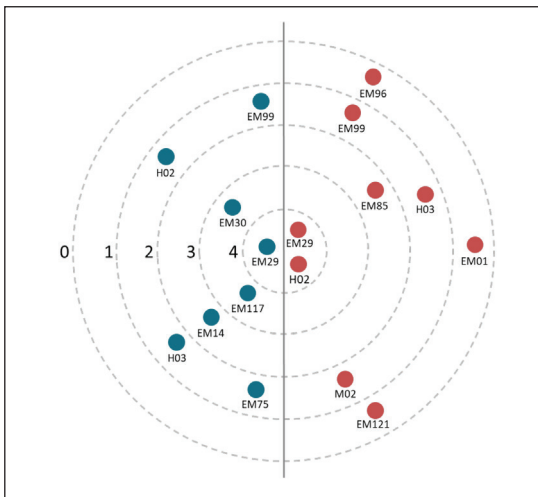


圖 4 整體事件事件複雜網路模型之關鍵節點視覺化結果

的節點代表越為關鍵的因素節點，其中同時出現在圖中的關鍵節點有四個因素：列車動力異常（EM29）、繼電器故障（EM99）、人

員違反規定（H02）及人員未注意（H03），表示此四個因素為最需要改善的項目。

整體事件事件複雜網路模型之處理流程如前所述，亦可特別針對車輛故障的事件建立複雜網路模型，執行方式則可重複前述步驟，結果如圖5所示。車輛故障複雜網路模型中各節點度值平均值為6.2435，代表平均每個因素會與6至7個因素有關聯，而且其中有3個因素節點的度值比較大，分別為EQ14（VCB不閉合）、EQ28（列車動力異常）及EQ29（列車鬆軔異常），此3個節點都是在網路模型中相當重要的節點。車輛故障複雜網路模型中各節點平均介數為0.0137，但其中仍有4個節點的介數比較大，分別為EQ01（ATP故障）、EQ29（列車鬆軔異常）、EQ89（線路脫落/斷裂）及HU02（人員違反

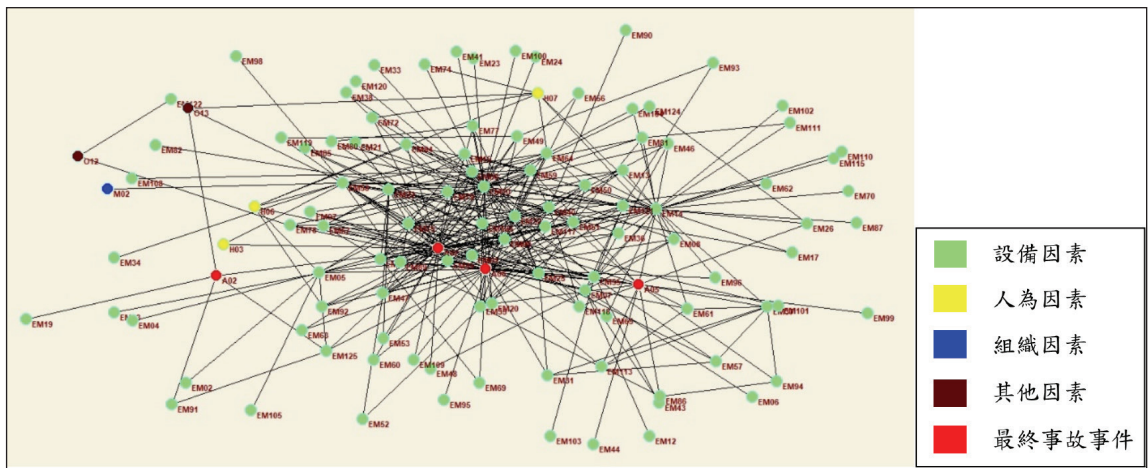


圖 5 車輛故障事件複雜網路模型圖

規定)，因此若能避免前述重要節點發生，就能降低事故或事件發生的機率。

(三) 相繼安全傳播

為更有效利用資源來降低事故或事件的發生，本文以相繼故障理論為基礎，並參考相關文獻所提出的相繼安全傳播分析方法，在該方法中，首先針對關鍵因素增加足夠的防護，確保該因素處於安全狀態且不會導致事故或事件發生，若有剩餘的防護值，則將以一定的規則傳播給相鄰的因素。

在相繼安全傳播中，首先要將某個因素節點賦予初始防護，用來當作網路中該節點所對應的初始負載，此值即初始防護值。假設某個因素節點的防護值達到一定值時，則該因素處於完全安全狀態，此時該因素不

再導致事故或事件發生，此值即相繼故障理論中節點所對應的節點容量，即為安全門檻值。

因列車動力異常（EM10）此一節點的度值最高，因此本文選擇EM10進行相繼安全傳播分析之案例。圖6為列車動力異常（EM10）從 $t = 1$ 至 $t = 6$ 之相繼安全傳播複雜網路圖，從圖6可看出網路中已有許多節點與連接線漸漸被移除，當網路中的節點與連接線越少，網路傳播效率就會越差，事故或事件發生的機率亦會降低。

經過相繼安全傳播後，本文計算每個時間下網路效率變化，如表2所示。

從表2可知，當節點EM10的防護值增加為初始防護值的2倍時，網路效率可降低至



表 2 列車動力異常網路效率的變化

	t = 1	t = 2	t = 3	t = 4	t = 5	t = 6
N'	167	133	97	75	73	71
E (EM10)	1	0.796	0.581	0.449	0.437	0.425

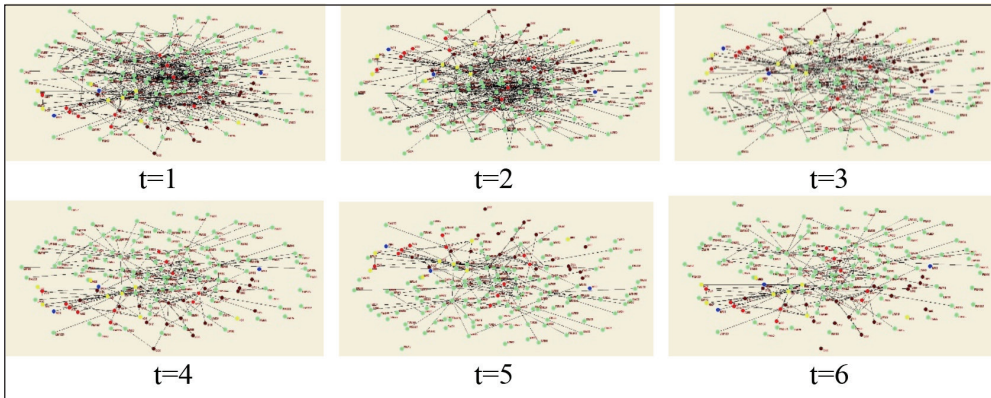


圖 6 列車動力異常從 t = 1 至 t = 6 之相繼安全傳播複雜網路圖

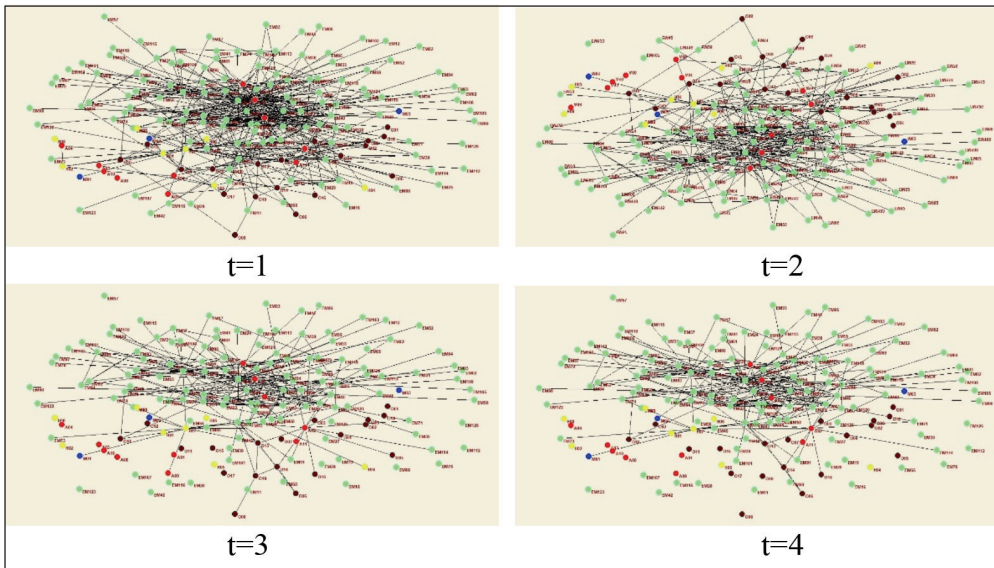


圖 7 人員違反規定從 t = 1 至 t = 4 之相繼安全傳播複雜網路圖

0.425，因此只要提高節點EM10的防護值至2倍，事故或事件的發生率可降低57.5%，且

經由相繼安全傳播，亦可讓額外的96個節點處於安全狀態。

表 3 人員違反規定網路效率的變化

	t = 1	t = 2	t = 3	t = 4
N'	167	155	108	89
E (H06)	1	0.928	0.647	0.533

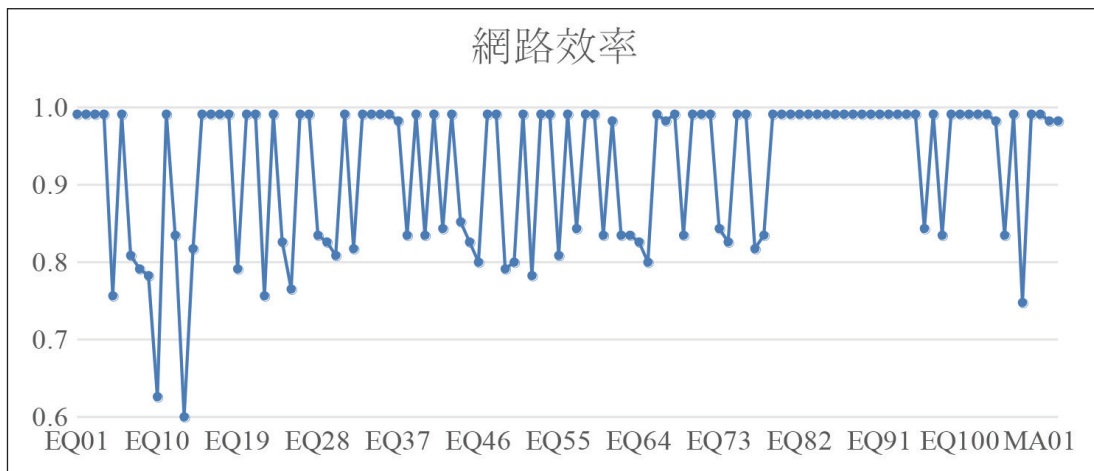


圖 8 車輛故障節點安全傳播後網路效率圖

若以介數最高的節點進行相繼安全傳播分析，亦可參照前述步驟執行，如前所述，介數最高的節點為人員違反規定（H06），圖7為人員違反規定（H06）從 $t = 1$ 至 $t = 4$ 之相繼安全傳播複雜網路圖。

經過節點H06相繼安全傳播後，本文計算出每個時間下網路效率變化，如表3所示。從表3可知，當節點H06的防護值增加為初始防護值的2倍時，網路效率可降低至0.533，因此只要提高節點H06的防護值至2倍，事故或事件的發生率可降低47%，且經由相繼安全傳播，亦可讓額外的78個節點處於安全狀態。

本文亦針對車輛故障事件進行相繼安全傳播分析。圖8為各節點的網路效率分布圖，本文假設若分別給予5個因素節點2倍的防護值後，可使車輛故障的機率降低24%至40%，這些節點分別為ATP故障、列車動力異常、列車鬆軔異常、主風泵故障及人員違反規定。避免ATP故障可降低24%；避免列車動力異常可降低37%；避免列車鬆軔異常可降低40%；避免主風泵故障可降低24%；避免人員違反規定可降低25%。

（四）管理意涵

依據前述應用案例分析結果，本文提供



臺鐵管理階層以下建議：

1. 降低EMU500型與E1000型故障頻率

車輛故障中EMU500型與E1000型的故障率是最高的兩種車型，EMU500型佔整體的26.48%；E1000型佔整體的13.83%，此兩種車型即佔車輛故障中將近40%，若能降低這兩種車型的故障，應可使事件發生的件數隨之減少。

2. 減少列車動力系統的異常

列車動力異常及列車鬆軔異常是事故與事件中非常重要的兩個因素，尤其是列車動力異常因素是整個網路模型中最重要的節點，若將一定的人力及物力資源用來避免列車動力異常發生，則能使事故與事件的發生率降低57.5%。

3. 減少號誌設備的故障率

經由網路模型分析後，可發現號誌故障亦為事件的關鍵因素節點，因此，若能避免號誌設備故障，應可降低事件發生的次數，同時亦能增加列車的行車安全。

4. 加強人員訓練

除人員違反規定之外，人員未注意亦常是導致事故或事件發生的關鍵因素之一，因此應加強人員的訓練，不僅能避免人員違反規定，亦能改善人員未注意的情況，進而降低整體事故或事件的發生。

5. 增加ATP與主風泵的妥善率

若能使ATP故障與主風泵故障此兩個節點處於完全安全狀態，則能降低車輛故障發生的機率24%，因此若增加ATP與主風泵的妥善率，則能大幅降低車輛故障，同時亦能降低事故事件的發生。

四、結論與未來發展

(一) 以往國內對於臺鐵事故因素分析研究相對較少。本文運用複雜網路理論進行臺鐵事故因素分析，有別於以往針對單一事故或少量事故，而以整體性觀點呈現因素間之關聯，較具前瞻性。

(二) 藉由複雜網路理論度值的計算，可找出對於影響臺鐵事故或事件發生的重要因素，分別為列車動力異常、列車鬆軔異常、號誌故障、人員未注意及人員違反規定等因素，而這些因素大多為設備因素，其中列車動力異常為影響最大的因素。

(三) 本文從無向性網路模型之建立開始築底，並採用 Apriori 演算法來分析事故因素間的關聯，再確立其關聯因素間的網路圖之後，將有利於未來有向性複雜網路模型之建立。

(四) 未來若能導入文本挖掘與自動分類的技

術，針對鐵路事故文本挖掘出有關事故因素之屬性，再輔以物聯網平台相關數據分析結果，提出相對應之改善策略，將更具有實務操作價值。

參考文獻

1. 國家運輸安全調查委員會，重大鐵道事故調查作業處理規則（109）。
2. 交通部臺灣鐵路管理局，鐵路行車規則（106）。
3. 王珊珊，基於複雜網路的鐵路系統事故致因與風險分析，北京交通大學碩士論文，107年06月。
4. 孫千山等人，風險式與自主式鐵路安全管理制度之實務調查與分析，交通部運輸研究所 MOTC-IOT-103-SDF005，105年06月。
5. 徐偉豪，複雜網路理論應用於鐵路事故與事件因素之研究 - 以臺鐵為例，淡江大學運輸科學研究所碩士論文，110年06月。
6. Baysari M. T. Mcintosh A. S. and Wilson J. R.2008. "Understanding the Human Factors Contribution to Railway Accidents and Incidents in Australia". *Accident Analysis & Prevention* 40(5) : 1750-1757.
7. Celik M. and Cebi S. 2009. "Analytical HFACS for Investigating Human Errors in Shipping Accidents. *Accident Analysis and Prevention* 41: 66-75.
8. Ferjencik M. 2011. "An Integrated Approach to the Analysis of Incident Causes. *Safety Science* 49(6): 886-905.
9. Hassall M. E. Sanderson P. M. and Cameron I. T. 2014. "The Development and Testing of SaFER: A Resilience-Based Human Factors Method". *Journal of Cognitive Engineering and Decision Making* 4(1).
10. Hollnagel E. 2012. "An Application of the Functional Resonance Analysis Method (FRAM) to Risk Assessment of Organisational Change". Swedish Radiation Safety Authority.
11. Klockner K. and Toft Y. 2017. "Railway Accidents and Incidents: Complex Socio-Technical System Accident Modelling Comes of Age". *Safety Science* 110:59-66.
12. Kyriakidis M. Majumdar A. Ochieng Y. 2015. "Data based Framework to Identify the Most Significant Performance Shaping Factors in Railway Operations". *Safety Science* 78:60-76.
13. Ladkin P. B. 2005. "Why-Because Analysis of the Glenbrook, NSW Rail Accident and Comparison with Hopkins's Accimap". Report RVS-RR-05-05. Faculty of Technology. Bielefeld University.
14. Lama C.Y. and Tai K. 2020. "Network Topological Approach to Modeling Accident Causations and Characteristics: Analysis of Railway Incidents in Japan". *Reliability Engineering and System Safety* 193.
15. Leitner B. 2017. "A General Model for Railway Systems Risk Assessment with the Use of Railway Accident Scenarios Analysis". *Procedia Engineering* 87:150-159.
16. Leveson N.G.2004. "A New Accident Model for Engineering Safer Systems". *Safety Science* 42(4):237-270.
17. Qureshi Z. H.2007. "A Review of Accident Modelling Approaches for Complex Socio-Technical Systems". SCS '07: Proceedings of the twelfth Australian Workshop on Safety Critical Systems and Software and Safety-related Programmable Systems 86: 47-59.
18. Rasmussen J. 1997. "Risk Management in a Dynamic Society: A Modeling Problem. *Safety Science*. 27 (2):183-213.
19. Reason J. 1990. "Human Error". Cambridge University Press. Cambridge. UK.
20. Zhan Q J. 2017. "A Hybrid Human and Organizational Analysis Method for Railway Accidents based on HFACS-Railway Accidents (HFACS-RAs)". *Safety Science* 91(1): 232-250.