

應用貝氏網路於叢集式架構無線感測網路下 節點錯誤偵測與錯誤地圖建立

羅智仁，台北大學資訊管理所

莊東穎 博士，台北大學資訊工程學系

張玉山 博士，台北大學資訊工程學系

摘要

無線感測網路的應用近年來如雨後春筍般的興起，感測器是成本低的裝置、具少量運算能力、記憶體、與通訊能力，電量與網路頻寬是這種網路形態的兩大限制。無線感測網路的應用環境多為險惡或人所無法到達的自然地域，設置的方式常用飛機的高空撒佈，這對感測器造成毀壞的可能性，加上佈撒後無法進行人為的充電、更換電池、與故障排除，因此無線感測網路兩個最重要的議題：極大化整體網路的生存期的電量議題，與單一節點錯誤發生不影響整體系統決策的容錯議題。針對節點的拜占庭錯誤，本研究提出貝氏網路為基礎的節點錯誤偵測模型，以貝氏理論為基礎，在存有不確定因素的感測網路下，提供解決拜占庭協議問題之容錯機制，並在電量的限制下，以建立極大化系統生存期為前提，用叢集式架構為基礎建立錯誤地圖，監控叢集內各節點的錯誤發生機率，以利繞徑、詢問、與上層決策判斷等應用，在反應時間關鍵的系統應用中，將節點錯誤所造成的損害降至最低。

關鍵字：無線感測網路、容錯、拜占庭協議、錯誤地圖

1. 緒論

1.1 研究背景與動機

近來無線感測網路無論在實際應用或學術研究領域都成為熱門的議題，無線感測網路與無線隨意網路相同的是，點與點間能夠不經過基地台彼此通訊，網路架構無須基礎建設，網路的拓撲可以是隨意形態，節點可以具行動能力動態的加入或退出網路；相異的是，無線感測網路具感測能力，能串連起虛擬數據網路與實體世界網路。感測節點是具少量運算能力、少量記憶體、低通訊能力、價格低廉的電子裝置。特別地，感測節點最大的問題在於有限的電量[1]。正因感測節點成本低，通常被應用在對險惡環境或人無法到達的地方之監控，佈

設的方式通常以飛機佈撒的方式，感測節點無法重新更換電池或者充電，有限的電量因此造成限制系統生存期長短的最主要因素，在無線感測網路的任何研究或額外增加的協定機制都必須考量在電量的限制之下。

感測網路的本質為：區域內的感測節點，對該區域內的環境進行感測，協同合作產生一個反應該區域狀態的廣域結果 [2]。協同合作需要處理區域內所收集的資料、在不同的節點之間進行通訊，以及進行資訊融合。在許多應用中，感測節點會佈設在險惡的環境中，以致於某些節點可能發生錯誤，因此，在協同合作時，必須針對錯誤節點考量其強健性，即感測網路需要具有容錯能力。當然，所有無線網路所具有的有共同限制，電力以及頻寬限制，也必須在協同合作時一併考量。總括來說，感測網路的設計重點包含分散式訊號處理、繞徑、節點間彼此能交換資訊的通訊協定，以及對於可能發生錯誤的節點進行容錯。以上的所有限制都要與節點的電力限制 [7] 以及頻寬 [11] 做為共同考量因素。

1.2 研究目的

無線感測網路的應用特性致使感測節點的佈設環境險惡，通常會造成感測節點遭受不明外力、動物、或大自然現象的破壞，使感測節點暫時失效、不穩定傳輸、或者完全毀壞，直接或間接的影響整體網路的功能，傳輸資料的不正確，更會導致錯誤偵測警告或漏失事件的風險。為了降低錯誤警告或漏失事件所造成的決策上錯誤判斷，並減輕重新佈設或故障排除的成本，需要對感測網路提供有效的容錯機制，當然必須在電量的限制下完成。本研究即針對無線感測網路下感測節點的錯誤偵測，提出貝氏網路模型，監控某時間感測節點發生錯誤偵測的機率，並且進一步在叢集式架構下，提出錯誤預測模型—錯誤地圖，預測網路區域內各節點接下來一段時間的錯誤偵測機率，協助叢集領導者在往後的資訊收集與容錯分析。

利用事件發生時傳輸資訊給叢集領導者的同時夾帶預測所需的參數，由叢集領導者或後端監控者主機來建立並維護錯誤地圖，也能有效減少感測節點多次傳輸或運算所須耗費的大量電力，延長網路的生存期。

圖1 是一個無線感測網路的應用情境，這是一個生態保護區的監控系統，用叢集式架構將整個監控區域分成數個叢集，有任何的人或車輛進入保護區，則附近的感測器感測到事件的發生，將所得的訊息藉由叢集領導者傳送至決策的終端機或個人。然而在這樣一個廣大的監控區域內，感測節點的佈撒是隨意的，節點的電量是無法更換或補充的，且錯誤的偵測會造成多餘的成本，例如有不懷好意的人進入生態區進行惡意破壞，如果不能適時偵測出來，會遭受損失。若能在不耗費過多額外電量的前提下建立感測器錯誤偵測機制，與錯誤預測的容錯演算法，將有助於在電力與頻寬有限的感測網路天性之下，提供具容錯的感測需求。本研究目的在針對感測網路的目標偵測功能，提供節點錯誤偵測與錯誤預測演算法，並分析可能的系統模型參數，在滿足感測網路的特性下，達到網路容錯的目的。

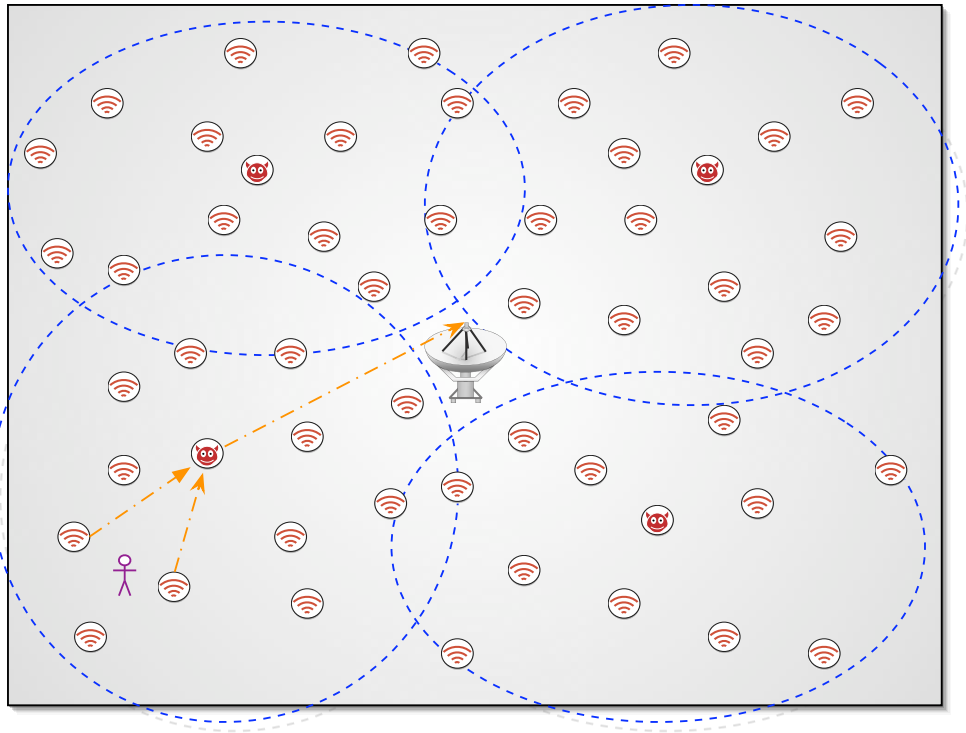


圖1 自然生態環境監控情境

本論文共六章，第一章緒論無線感測網路的研究領域，第二章相關研究介紹貝氏信賴網路，貝氏網路為基礎的流程管理感測器錯誤偵測，預測基礎能量地圖與其應用。第三章提出貝氏網路應用於無線感測網路節點錯誤預測，建構錯誤地圖與實作架構說明。第四章模擬貝氏網路模型與錯誤地圖模型與分析討論，模擬情境與結果討論，錯誤地圖的應用。第五章則是結論與未來研究方向。

2. 相關研究

2.1 節點錯誤偵測貝氏網路模型

貝氏信賴網路 (Bayesian Belief Network; BBN)，或稱貝氏網路，是由一些節點與連接節點的有向線所成的集合，每個節點代表著系統內的參數，而有向的線表達了參數間的相互影響關係。參數節點可以是離散資料形態、連續的資料形態，或整合離散與連續形態 (學者Lauritzen 與Spiegelhalter 提出[5])。一個有向的線段描述兩節點間暫時的影响關係，父節點指向子節點象徵當父節點發生將導致子節點的發生。貝氏網路中的每個節點都伴隨著一個機率分配，對子節點而言，它的機率分配是一個基於父節點發生時的條件機率 (conditional probability; CP)，描述與父節點間的相互關連。沒有任何父節點的節點稱為根節點 (root node)，而這些節點的機率分配稱為事前機率 (prior probability; PP)。總而言之，貝氏網路是一群節點所形成的有向非循環圖 (directed acyclic graph; DAG)，節點含有表示各狀態的條件機率分配表格 (conditional probability table; CPT)，或者更具一般性的條件機率分配函數 (conditional probability function; CPF)。描述我們系統的貝氏模型包含三個元素：有向圖、條件機率分配、與事前機率分配。貝氏網路用集合表示法如下：

$$BBN = [V, L, PP, CP]$$

其中是所有參數 (或節點) 所成的集合，是所有關係 (有向線段) 所成集合，是事前機率分配，是條件機率分配。

在貝氏信賴網路中，每個參數所能得到新的資訊稱為「證據」 (evidence)，參數得到新的證據是在該狀態的機率值設為1.0 來初始化這個證據，隨著這個得到新證據的節點，跟它有關係的其他節點也會跟著初始化，改變自己的機率，這種機率模型與證據讓我們藉由計算機率分配，更新我們對系統的知識的數學演算過程，稱作「影響」 (influence)，或稱證據傳導 (evidence propagation)，貝氏法則是實行「影響」的基礎。以本研究而言，「證據」是感測節點所讀取到的資料，更新的機率則可以用來偵測感測節點錯誤的發生與否。貝氏網路的「影響」架構在貝氏法則的理論基礎上。

$$P(A | E) = \frac{P(E | A)P(A)}{P(E)}$$

貝氏網路的一個重要的特徵是它的學習能力[4][8]，可以開拓新的系統資訊，幫助我們發展新的貝氏網路模型或者改進現有的模型去適應新的系統資訊，這兩類的學習分別為「值」的學習與「量」的學習，「值」的學習，或稱暫時性 (transient) 學習，是一種參數間因果 (cause-effect) 關係的決定，即貝氏網路有向圖的描

繪。相對於「值」的學習，「量」的學習，或稱適應性（adaptation）學習，目的在於利用「證據」來修改與更新現存的貝氏網路，即修改條件機率分配。

2.2 貝氏網路為基礎的流程管理感測器錯誤偵測

在許多生產流程的監控系統中，對監控儀器（通常是感測器）的評估一直是一個重要的議題，遑論成本與複雜度的考量。唯有效率的運作流程，才能使企業的產品具有市場的競爭力。除了各種生產領域用機器的監控取代人力以降低成本，感測器的監控系統更常被應用到安全考量視為最重要因素的工業上，如石化工業、核能反應爐等具危險性的流程上。這類需求需要更精準的警示系統，如儀器錯誤偵測與識別（IFDI）方法，錯誤偵測與診斷（FDD）系統，與控制策略。

感測器在這些應用中提供給管理者許多關於運作狀態有價值且關鍵的資訊，感測器可以視為監控整個流程的窗口，管理者可以依照這些資訊作即時的監控與錯誤發生時必要的處理行為。我們稱這種流程錯誤監控系統為錯誤偵測與診斷系統（Fault Detection and Diagnosis），然而這必須在感測器正常運作的前提下，能正確的監控流程，對於這些具危險性的流程來說，監控系統的精確與否對整個系統的影響是很大的，然而感測器也有失效或錯誤的可能，因此必須針對這些錯誤作偵測並適時的修復，這稱為儀器錯誤偵測與識別（Instrument Fault Detection and Identification）。

對流程錯誤的監控與對感測器錯誤的監控都是同時需要而不可偏廢的，然而許多IFDI方法卻必須構築在FDD的流程是正確的假設下，只有一些針對個別應用案例的設計能打破這個前提。另一方面，許多FDD系統也假設感測器是正常運作的。

要達到具效率的控制與監控流程，無論其複雜度，監控程序的感測器所感測的數值必須是可靠的。核能電廠或化學反應爐這類的程序是對安全的要求很高的，對於這種程序的安全及效率，IFDI則更顯得重要。IFDI也不侷限於具危險性的核電廠的應用，對於其他領域也有很大的助益。這些年由於對工業安全與生態環境保護的重視，加上全球化商業行為模式的競爭白熱化，IFDI引起更多的關注。先前已經有許多學者嘗試應用貝氏網路在設備錯誤的偵測與診斷。While Nicholson, Brady(1992)，以及Ibarguengoytia等學者(1996)，將焦點放在對錯誤感測器的偵測，Aradhya(1997)探索貝氏信賴網路對於感測器錯誤的偵測與錯誤類型識別兩者的應用潛力。然而，Aradhya並未提出其設計的模型參數間的影響關係（事前機率與條件機率），也沒提出對於IFDI應用的效能與離散狀態下的臨界值定義方式。

3. 錯誤地圖的建立與應用

3.1 節點錯誤偵測模型

應用貝氏網路模型，感測節點中單一感測器的錯誤偵測模型可用下圖2來作說明：

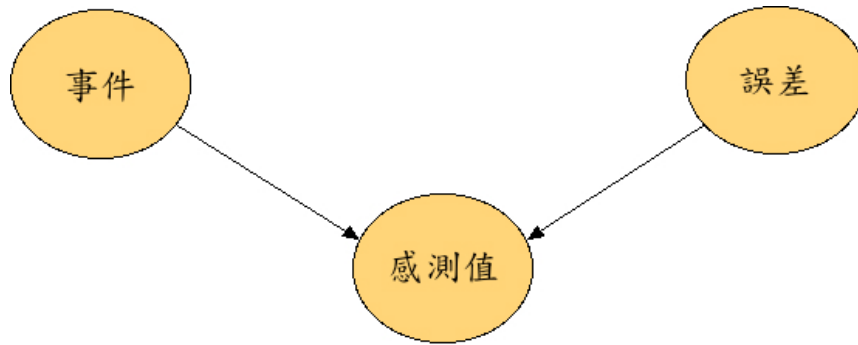


圖2 單一功能感測節點貝氏模型

模型是由三個參數所構成，分別是實際「事件」、感測器的「感測值」，與「誤差」，特別要說明的是，這個「事件」視感測器類型的不同而有所差異，舉例來說，溫度感測器所關心的感測事件為溫度，因此偵測到的是溫度的數值。由圖中有向箭頭可以看見，當事件發生會造成感測器偵測到數值，感測的誤差產生也會影響感測器所偵測到的值，因此產生了如此的相互影響關係。為了簡化問題，我們暫時將節點的狀態都定義成0與1的二元值，即事件的狀態「發生」與「未發生」，誤差的狀態為「有誤差」與「沒誤差」，感測值的狀態為「判定有事件」與「判定沒事件」。事件與誤差兩個參數均為根節點，其對應的機率分配為事前機率，事件發生機率必須依實際狀況給值，在此為了說明暫且給定0.5。另外假設誤差發生的機率很小，設成為0.05。詳細的機率分配如下表1與表2所示。

表1 事件參數機率分配表

事件	發生	未發生
機率	0.5	0.5

表2 誤差參數機率分配表

誤差	有誤差	沒誤差
機率	0.05	0.95

感測值的狀態發生機率分別受到兩個父節點所影響，所以是一個條件機率，合理的邏輯如下：當事件發生時，若不具誤差，感測器的值應該顯示事件發生；事件未發生，在不具誤差的情況下，感測器的值必須顯示事件未發生。相反的，當誤差發生時，感測器的感測情形與實際的事件可能成相反的狀態：即事件未發生，感測值卻認為事件發生；事件發生，感測值卻認為事件沒發生。感測值的條件機率分配表如下表3。

表3 感測值參數條件機率分配表

誤差	有誤差		沒誤差	
事件	有發生	沒發生	有發生	沒發生
判斷有事件	0.03	0.97	0.98	0.02
判斷沒事件	0.95	0.05	0.04	0.96

在這個貝氏模型中，「證據」指的是感測值。憑藉著這個貝氏網路模型，當資料收集節點或者終端使用者收到事件發生的「證據」時，利用貝氏的理論法則可以反求當判斷事件發生時，有多少機率是事件真的發生，有多少機率是誤差發生，這個誤差發生的機率則是幫助我們判斷感測器錯誤的一個觀測指標，來判斷誤判與漏失事件的機率（2.4 的假設檢定），貝氏理論在此的應用如下：（E代表真實事件發生；R代表感測值判斷事件發生）

$$\begin{aligned}
 P(E|R) &= \frac{P(E \cap R)}{P(R)} = \frac{P(R|E) \cdot P(E)}{P(R|E) \cdot P(E) + P(R|\bar{E}) \cdot P(\bar{E})} \\
 &= \frac{(0.03 \times 0.5 + 0.97 \times 0.5) \times 0.05}{(0.03 \times 0.5 + 0.97 \times 0.5) \times 0.05 + (0.98 \times 0.5 + 0.02 \times 0.5) \times 0.95} = 0.05
 \end{aligned}$$

由結果可看出與原來的機率相同都是0.05，此時如果我們得到了一個「證據」，實際上的事件並未發生，則此機率分配會變成下列結果。

$$\begin{aligned}
 P(E|R) &= \frac{P(E \cap R)}{P(R)} = \frac{P(R|E) \cdot P(E)}{P(R|E) \cdot P(E) + P(R|\bar{E}) \cdot P(\bar{E})} \\
 &= \frac{0.97 \times 0.05}{0.97 \times 0.05 + 0.02 \times 0.95} \approx 0.7185
 \end{aligned}$$

誤差的比率會大大的提高，我們也因此知道此時誤差很大，因此這種證據間的相互關係能幫助我們修正事前的機率分配，這也使得貝氏理論具有修正機率的能力，而架構於其上的貝氏網路具有以參數間相互影響來預測機率值的改變，幫助我們在具不確定因素的環境下進行決策。

然而上述的「事件事實上未發生」的證據不合乎常理，因為實際的應用上，我們常常只能得到感測器的感測結果，並不知道實際事件是否發生。不過並非如此就沒辦法對感測器的感測錯誤作偵測。首先我們將此單一感測器的節點做一點延伸，如下圖3，假設決定某事件是否存在的因素多了「熱量」因素：可想像我們第一章圖1 的情境，有人入侵了保護區，人體具有熱量，用紅外線的感測器能感測出這樣的熱量，因此熱量決定事件發生與否。有人入侵的事件發生會造成熱量的感測器偵測到熱量數值，而熱量的實際值與感測值間仍具有一個誤差關係，這樣的貝氏模型就能用熱量的因素反推事件發生的機率，這樣我們將無須知道「事件」發生與否的直接證據，而是由「熱量值」的間接證據利用貝氏法則「影響」來預測事件發生機率，並觀測我們的錯誤預測指標—「誤差」的機率變化。

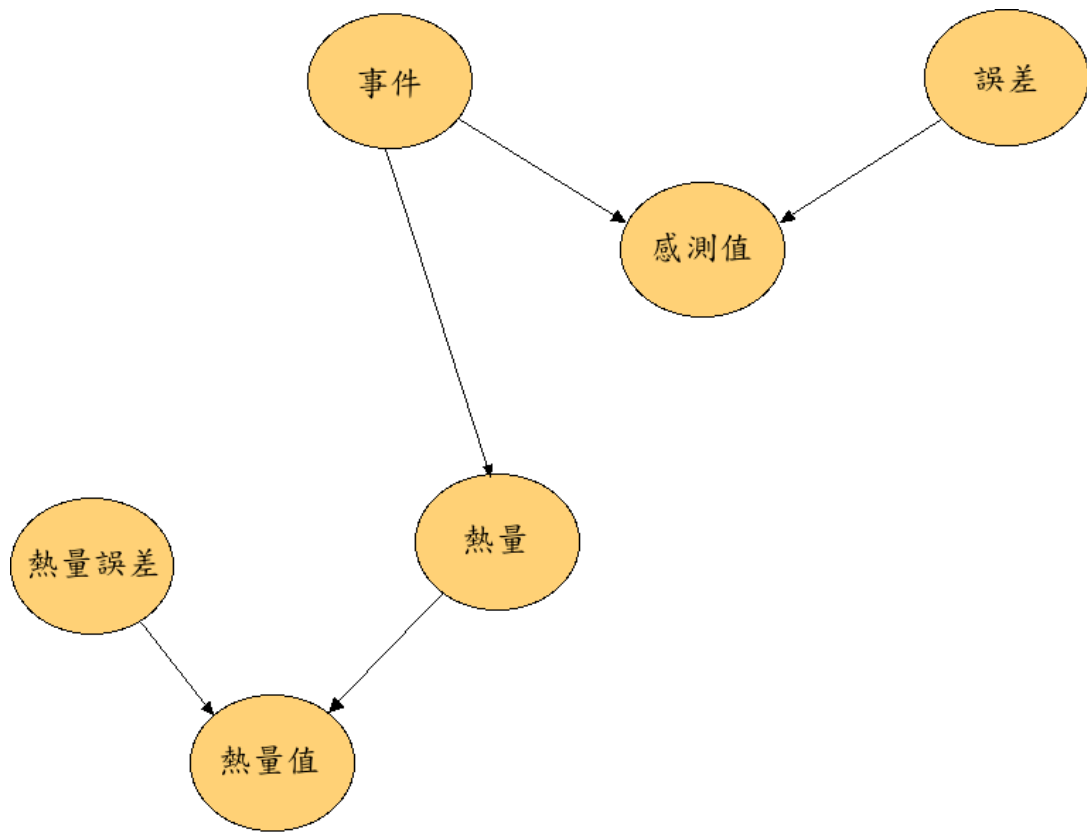


圖3 決定偵測事件發生的熱量因素

用同樣的邏輯，決定事件發生的因素除了熱量外，或許還有其他，而許多因素的共同決定事件，會比單一的因素有更強的證據，對我們的錯誤偵測也更有幫物。現代人身上或多或少都會攜帶如手機、PDA 等電子儀器，而這些電子儀器都會某程度的散發出電磁波的干擾，我們將模型再加入這樣的決定因素，如下圖4 所示，黃色部份（A1、B1、C1）為原有的事件感測模型，綠色部份（A2、B2、C2）為人體熱量的感測模型，藍色的部份（A3、B3、C3）則是電子儀器干擾的雜訊感測模型，每一組皆是前述單功能感測器模型，組合成多功能的感測節點模型。

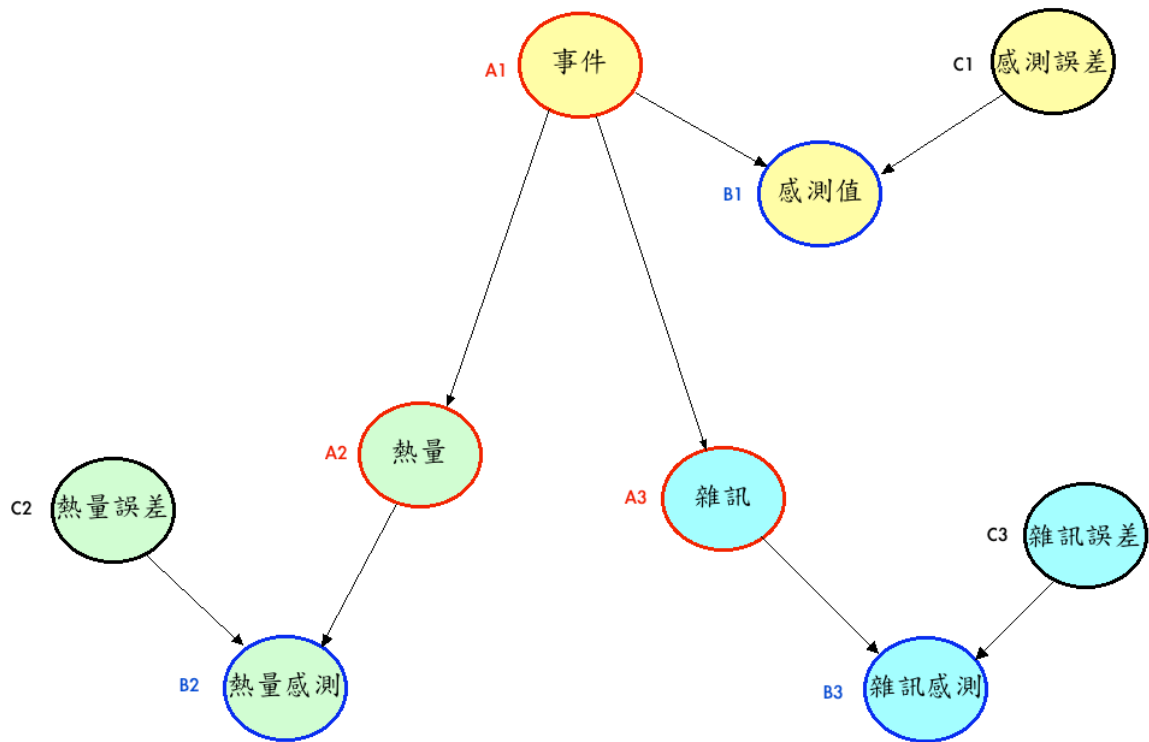


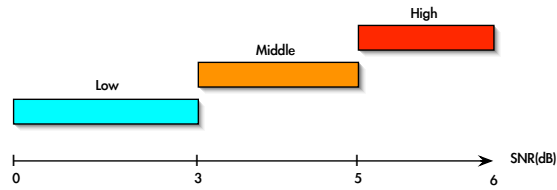
圖4 節點錯誤偵測貝氏網路模型

底下我們舉一個實際的例子，針對情境的應用規則，產生數據訓練模型，並用訓練完成的模型，以Hugin 貝氏網路實作軟體展示該模型如何偵測錯誤。

回顧圖1 為一個生態保育系統的無線感測網路監控應用情境，這是一個在高山上的生態保育環境，以叢集式的架構佈設感測網路，當感測器發現事件，必須以最短的時間經由叢集領導者通報給中央主機，以做出即時的決策判斷。我們希望偵測到的事件有兩者，一是人

非法入侵，二是森林的火災，因應這樣的系統需求，我們設計一種具有兩種感測器的感測節點，分別偵測溫度與雜訊，我們的情境如下：當有人入侵這個生態保護區時，溫度的感測器會感測到人的體溫，這是一個高於環境溫度的異常溫度（人的體溫約略37 度C 左右），另外，現代人或多或少在身上都會攜帶具通訊功能的裝置，如手機、PDA 等，會造成環境中訊號的雜訊產生，節點上的雜訊感測器因此會偵測到雜訊，用這兩種因素來判斷人的入侵，也能某種程度杜絕動物與人造成的判斷混淆。如果是火災的發生，則溫度則可能比人的體溫高，一開始40 度，接著上升至80 度、90 度，甚至更高，此時感測器感測的結果可能會判定是火災，加上此時因為不是人的入侵，雜訊的感測器判斷的結果並不大，兩個感測器相互決策能讓我們判定是火災。

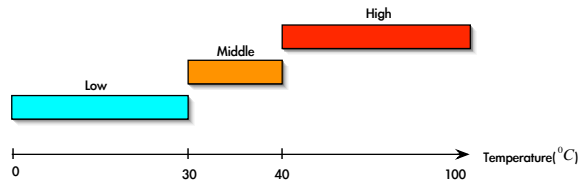
首先我們定義溫度與雜訊的參數，雜訊SNR 的單位dB，我們將其分成三個區間，6dB~5dB，5dB~3dB，3dB~0dB，分別為High、Middle、Low 狀態，如下圖5。而溫度也分成三個區間 40~，30~40，0~30，對應的狀態也是High、Middle、Low，如下圖6。



Noise	Low	Middle	High
SNR(dB)	0~3	3~5	5~6

Bias	No	Yes
Rule	< 0.5	≥ 0.5

圖5 雜訊參數定義 (Bias小於0.5則認定無誤差)



Temperature	Low	Middle	High
Range(°C)	(0,30]	(30,40]	(40,100]

Bias	No	Yes
Rule	< 5	≥ 5

圖6 溫度參數的定義 (Bias小於5則認定無誤差)

而系統的規則如下：

人：溫度是Middle，雜訊是High 或者Middle。

火災：溫度是High，雜訊是Low。

我們針對這兩個規則，以及誤差的計算定義：

誤差 = |感測值 - 實際值|

用Matlab 隨機生成1000 筆資料，來訓練模型，數據的部份如下表4。

表4 用來訓練模型的資料

A1、B1：Fire(2)；Human(1)；NoEvent(0)

A1	A2	A3	B1	B2	B3	C1	C2	C3
1	37.3	5.3	1	36.8	5.6	0	0.5	0.3
2	83.4	1.3	2	79.3	1.1	0	4.1	0.2
1	36.8	5.5	1	35.4	4.3	0	1.2	1.2
1	37.5	6.3	1	38.2	5.4	0	0.7	0.9
1	36.8	4.3	1	37.8	5.5	0	1.0	0.8
1	37.6	4.5	1	35.6	4.3	0	2.0	0.2
2	90.3	0.9	2	79.4	0.7	0	10.9	0.2
1	36.9	4.7	2	35.7	5.3	1	1.2	3.5
以下略..								

這種具完整資料的訓練方式，是為了由大量的資料中訓練出貝氏模型每個參數的機率分配表，以計算出每個參數的各個狀態的機率值，一開始帶入數據訓練會造成機率的分配極端，但是一旦訓練資料漸漸增加，所有的機率值都會趨於穩定，我們根據規則生成1000筆的資料如下。用這些數據一筆一筆的放到模型進行訓練，生成資料的方式可以是架設一個模擬的環境，然後人真的進入這個網路區域，記錄感測器所感測到的值，再計算出誤差，反覆這個實驗的過程，來找出每個參數的機率分配表。我們用軟體產生這樣的1000筆資料，再用這個資訊來訓練我們的貝氏模型，訓練後的模型如下圖7所示。

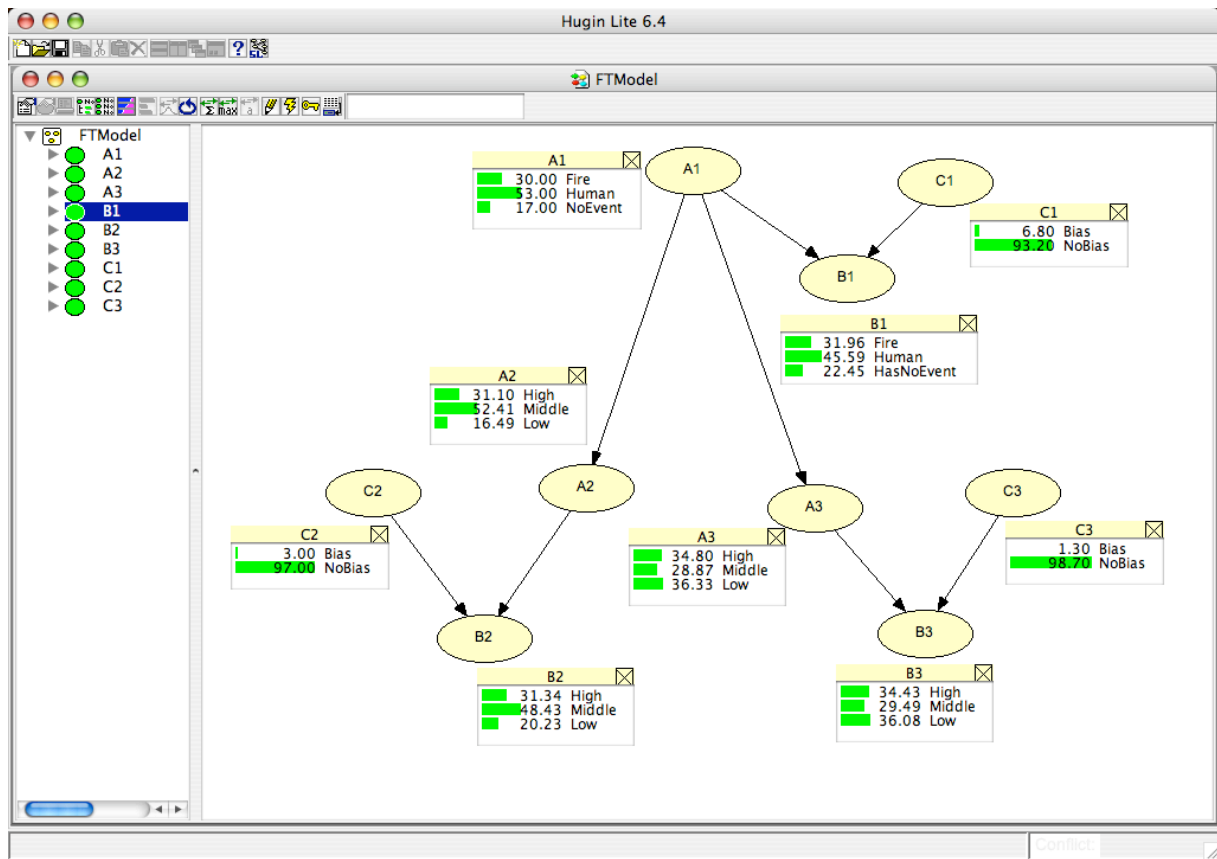


圖7 訓練過後的模型[10]

3.2 建立錯誤地圖

建立錯誤地圖 (fault map) 的目的在於對網域內所有感測節點的錯誤行為進行監控與掌握，這個想法的創意來自能量地圖 (energy map) [6]。在對無線感測網路特性的簡介中我們曾經提到，在無線感測網路的應用與研究中，都必須架構在能量的限制上，能量的掌控對一個無線感測網路的生存週期是一個關鍵的決定因素，能量地圖的作用即在掌握整個網路的能量耗費情形，在執行所有系統功能，如繞徑資料、暫存資料、或處理資料時，都能夠利用能量地圖找尋該時間點能量較高的區域之節點來完成系統任務，使整個網路不至於因為某個區域的感測節點能量耗盡造成網路失效，藉以提高整體系統的存活時間。

錯誤地圖在掌握整個網路的節點錯誤率，針對無線感測網路節點錯誤偵測與預測的研究目的，在執行目標偵測、目標分類、與目標追蹤等系統功能時，偵測錯誤的發生，並且藉由記錄錯誤發生的歷史日誌 (log)，在往後的查詢或指派感測工作時，避開錯誤率高的節點，短程的目標在於提高單次偵測的正確性，降低誤判所造成的系統成本，長程的目標能藉由錯誤發生的歷史日誌在往後的詢問或計算工作時預先篩選掉錯誤率高的節點所提供的資料，節省不必要的資源浪費，提高整體網路的效用，也同時延長了系統存活的生命週期。因此錯誤地圖並非取代或改進能量地圖，相反的，它必須與能量地圖同時存在並且相輔相成。能量的多寡是預測節點錯誤的重要指標，而錯誤地圖對錯誤的偵測也輔助了能量地圖延長網路存活期的主要目標。

在叢集式網路架構下，當目標事件發生，感測節點依照自己的感測器的共同感測結果判定該事件是否發生，並且用貝氏網路模型計算出所有可能發生錯誤的感測器元件的錯誤機率，由節點將這些資料傳送至叢集領導者，主要的封包內容有感測節點代碼SensorID、事件的發生與否EventID、與記錄錯誤機率的矩陣。該矩陣內記錄了用貝氏網路計算出來的誤差機率超過臨界值的參數類別與機率，以我們的例子，此封包可能如下：

(SensorID, 008, Energy, 0.56)

或者

(SensorID, 029, Noise, 0.23, IsEvent, 0.34)。

此封包資訊主要是讓叢集領導者能針對感測節點的錯誤發生機率，來建立起整個叢集內各個節點的錯誤率歷史資料，錯誤地圖即針對這個錯誤率所建立起來。實作上這個錯誤地圖可能是一個表格，記錄著叢集內所有感測節點的ID 與其錯誤率，甚至導致錯誤發生的可能感測器元件。

4. 模擬與分析

4.1 模擬結果與分析

本模擬目的在檢驗演算法是否能在節點偵測錯誤出現時，反應在叢集領導者所維護的錯誤地圖上。下圖8是模擬的情境：整個感測網路環境是一個單位的圓形區域，總共在區域內有58個感測節點，節點發送或接收的感測範圍設定成0.25單位，另外用一個固定在每秒發出訊息的節點來當作事件，事件的位置能隨著模擬時雙擊滑鼠來改變位置，影響的範圍一樣設成0.25單位。大致上將這個感測區域分成五個叢集，叢集領導者在各叢集的中心點。

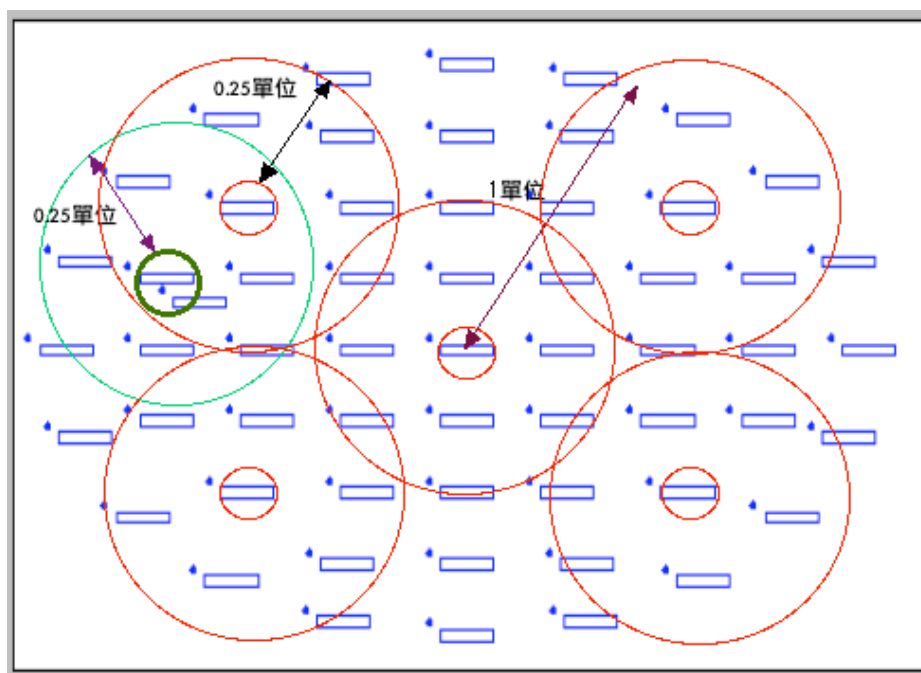


圖8 模擬情境

開始模擬時，我們將事件的發生位置放在左上角，如圖9，首先會由事件周圍的感測節點偵測到事件的發生，所有收到事件訊息者，會競爭頻道將訊息傳送出去，最終整個網路的每個節點都會收到這個事件，節點並不會重複的接收同一個事件，叢集領導者則例外，因為叢集領導者為了接收所有叢集內的節點對該事件的偵測，貝氏模型所計算出的錯誤率，用這個資訊來建立錯誤地圖。

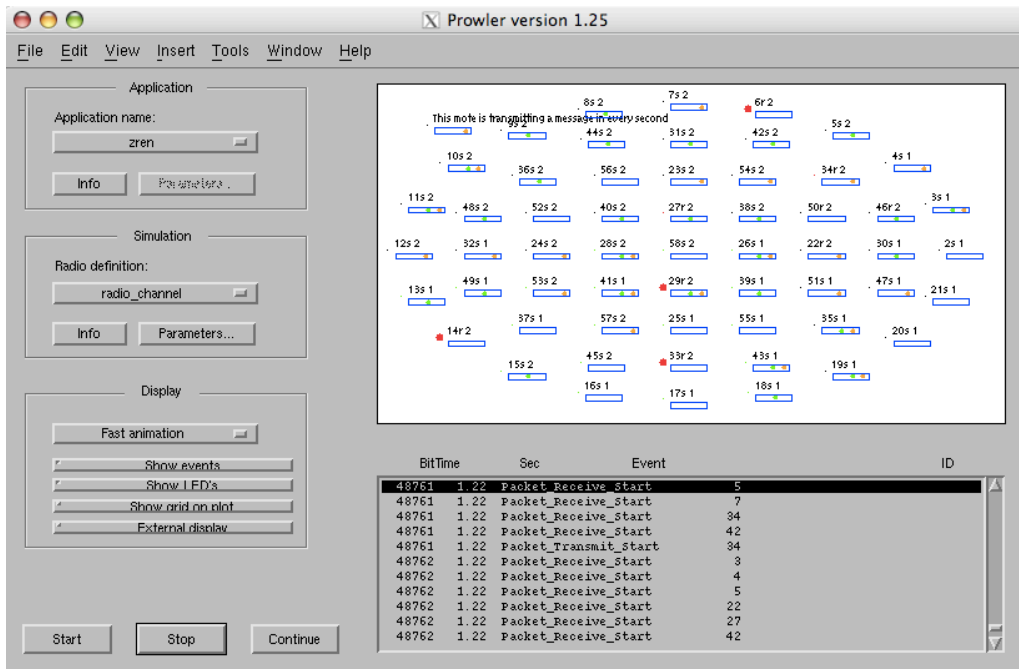


圖9 模擬過程

利用上述模擬過程產生的錯誤率，我們可以在任一時間點，叢集領導者的資料中得到如圖10 的快照錯誤機率表，這個表格由叢集領導者來維護，也就是本研究提出的錯誤地圖的概念。

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0	0	0	11.329	33.092	0.4446	0	0	0	0
2	0	0	3.9435	6.3813	33.092	6.3813	11.329	0	0	0
3	0	6.3813	6.3813	0.4446	0.4446	0.4446	0.3049	0.3049	0	0
4	11.329	11.329	0.4446	11.329	0.4446	3.9435	11.329	11.329	0.4446	0
5	58.795	0.4446	0.4446	2.2092	0.4446	0.4446	0.4446	33.092	58.795	0
6	0.4446	11.329	0.4446	0.4446	11.329	3.9435	0.4446	11.329	3.9435	0
7	0	11.329	0.4446	6.3813	33.092	11.329	0.4446	2.2092	0	0
8	0	0	0.4446	11.329	11.329	0.4446	0.4446	0	0	0
9	0	0	0	3.9435	0.4446	3.9435	0	0	0	0
10										

圖10 某個時間點對區域內節點錯誤機率快照

上圖為時間點1.25 秒時整個網路的錯誤率快照，從我們的情境設計可知，事件節點在每個整點的秒發出新的事件，因此在0 秒時發出一個事件（eventID=1），到1 秒時又發出另一個事件，我們關心的不是哪一個事件，而是某個時間點整個網路都收到事件的訊息時，所計算出的貝氏模型錯誤機率參數，此圖與上圖的節點相

對位置為一一對應，亦即從此圖能看出每個對應節點ID 當時的錯誤率。用這樣的快照所得數值能幫助我們建立錯誤地圖，邏輯的概念圖如下圖11，由顏色的不同在這個區域上描繪不同的錯誤率，又這個圖可以大致看出最高的錯誤率出現在左右兩端，將近有60%的錯誤率，這個等高線所描繪的圖正是本研究提出的錯誤地圖。

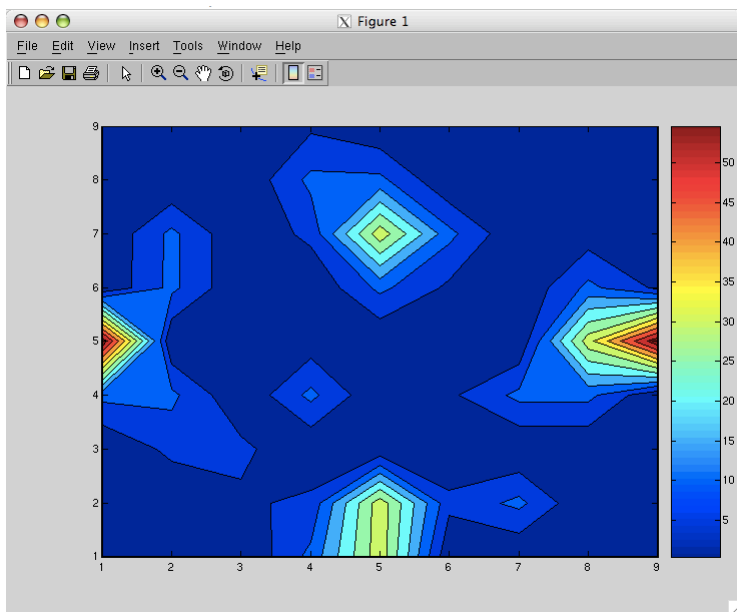


圖11 某時間點錯誤機率所建立的錯誤地圖[9]

然而實際上這個看似連續的圖示下圖所概似的描繪而來，下圖12 更清楚的表現出各個節點的錯誤機率，用不同的顏色表現出高低的差異。

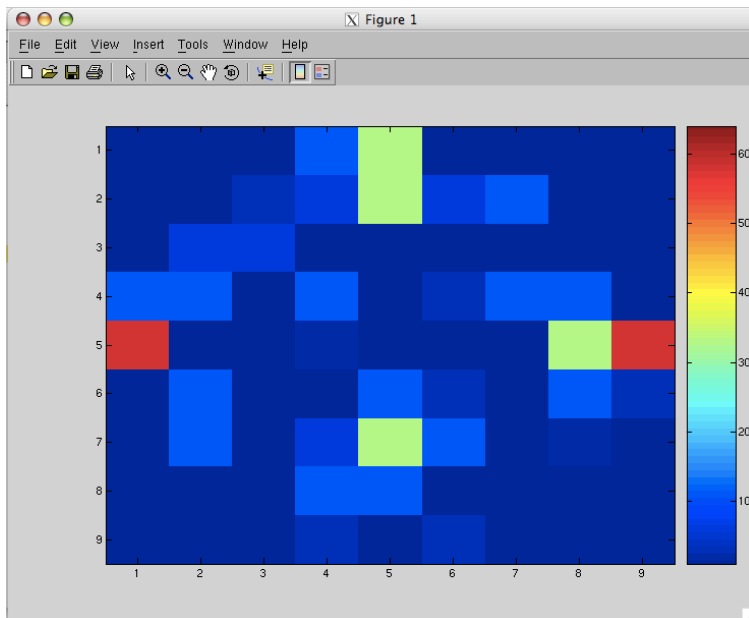


圖12 錯誤地圖示意

4.2 錯誤地圖應用

關於錯誤地圖的應用，我們可以分成兩個部份來說明：一個是任一時間點的錯誤地圖快照，二是由錯誤率的歷史記錄所形成的錯誤地圖。叢集領導者能利用某一時間的錯誤地圖快照來判定該次對事件的偵測是否存

在誤差或可能發生錯誤，當然這樣的錯誤很可能是偶發的暫時性錯誤。所以終端主機或上層決策者可以利用一段時間的持續監控，記錄錯誤率的變化，來判斷節點可能的錯誤類型，是暫時性或永久性。對於將來的預測錯誤或詢問時選取對象都有決策上的參考價值。

叢集領導者除了在事件發生時被動的接收叢集內感測節點傳來的提醒訊息，有時也會主動的詢問叢集內的感測節點，來驗證某個事件的真實性，若此時叢集領導者具有叢集內每個節點的錯誤機率，即錯誤地圖，便能在詢問時挑選錯誤率較低的節點，或收集到資料時排除錯誤率較高的節點所傳來的資料，增加決策的正確性。另外，這樣的錯誤地圖也能夠提供重新佈撒新的節點時的重點區域，無須在全部的網路區域都重新佈撒，用最低的成本來重新復原網路的功能。總而言之，與能量地圖相同的，沒有任何感測網路的應用不因為錯誤地圖而得到助益。畢竟在感測網路的特性中，能量的耗損與錯誤的偵測是兩個最重要且必須解決的限制。這也正是本研究的最終目的：提供貝氏網路偵錯模型，整合能量地圖與錯誤地圖，在各種無線感測網路應用中提供更長的網路生存期，以及更具高正確判斷率的強健容錯機制。

由本章的模擬分析中也能看出，這樣的貝氏網路模型只要經過適當的訓練，配合本研究所提出的演算法，就能架構出據容錯特性的目標偵測、分類、與追蹤等無線感測網路功能。

5. 結論與未來研究方向

本研究提出以貝氏網路為基礎的感測節點錯誤偵測模型，在叢集式無線感測網路架構下，進行節點錯誤偵測與建立錯誤地圖。運用單一感測節點具有多個感測功能，對特定目標的偵測是這些感測器間相互關係與特定的數值範圍來決定，因此貝氏網路模型即架構在這種事先定義好的關係，並生成數據來訓練模型。實際應用到真實環境時，感測器若因為任何因素對此偵測規則產生偏誤，貝氏網路的設計使得這些偏誤會展現出來，此時叢集領導者便能及時偵測出感測節點，或甚至節點上的單一感測器的錯誤。

接著在應用層面的決策上，本研究結合先前學者對能量地圖的研究，加上本研究貝氏模型得到節點錯誤機率的歷史資料，整合建立具錯誤預測功能的錯誤地圖。乃是架構在能量為決定錯誤發生的重要因素的基礎之上。在不具事件發生的感測網路上應用能量地圖，與事件發生時貝氏網路模型建立的錯誤地圖，雙管齊下監控整個感測網路系統的誤判或漏失事件的情形，在這樣錯誤發生率高過其他網路形態的應用下，做到偵錯與容錯的強健網路機制。模擬的結果也顯示，當網路上某些節點出現偵測錯誤時，我們提出的演算法則能立即反應，並提供叢集領導者或更上層決策來作處理。另外，利用事件發生時將建立能量地圖所需的參數合併傳遞貝氏網路模型參數，也使得封包傳輸次數的減少，大大降低感測節點需要傳輸資訊的次數，因為眾所皆知，在無線感測網路上，通訊所需耗費的能量遠超過運算。這樣的機制使整個系統的生存期不致因為額外的貝氏模型機制降低。

之前並沒有研究將貝氏網路模型應用在無線感測網路的錯誤偵測，有文獻比較資料融合與決策融合的容錯機制[3]，並藉以解決拜占庭將軍問題，然而實際的演算法則並無多所著墨。我們試著比較我們的方法與解決拜占庭將軍問題的容錯機制，來大致比較所需傳遞的封包數：

欲解決拜占庭將軍問題，叢集領導者必須扮演主動詢問叢集內節點的角色，然後從回覆的結果中判斷事件是否存在，假設詢問的數量為 N ，則封包數一來一往共 $2N$ 個封包的傳遞；然而以本研究的演算法，在事件的發生時若有 M 個感測節點感測到事件，這些節點會以貝氏模型計算出節點的錯誤機率，然後隨著原來的封包夾帶此機率資訊傳送至叢集領導者，只需要單趟 M 個封包的傳遞。因為有時為了確定事件的真實性需要喚醒鄰近更多的節點來共同偵測，以合乎拜占庭將軍問題的決策臨界值 $3n+1$ ，因此我們可得 $M < N < 2N$ 。

集中式融合（centralized fusion）方式，未經處理資料被集中到融合中心（fusioncenter），再由融合中心作決策，決策效能（performance）較高。而非集中式融合（decentralized fusion）方式，節點預先對資料進行處理，再將處理過後的資訊傳送至融合中心，犧牲了集中式融合的效能表現，卻降低了通訊頻寬的耗用，並且依據學者研究[3]，當錯誤節點增加時，非集中融合方式的可靠性（reliability）會逐漸上升。更進一步地，效能的降低能夠藉由在每個節點上建置較佳的資料處理方式來補足。本研究所提出的貝氏網路模型即在每個節點建置以貝氏為基礎的錯誤預測機制，在非集中融合方式下提供對效能上的補足。

一個常被用來解決拜占庭將軍問題的演算法，口頭訊息（oral message；OM）演算法， $OM(t)$ ，能夠解決 N 個節點中的 t 個錯誤點，若且唯若 $N \geq 3t + 1$ 。圖2-4經過該演算法比較的結果會認定沒錯誤的節點B是不正確的，造成錯誤的決策，因為事實上事件是在感測區域之外。本研究能夠避免這樣的錯誤決策問題，利用每個感測節點上的多重感測功能，共同決定事件的發生與否，簡單的可以把這樣的情形想像成每個節點都代表了多個節點，能夠更容易的增大拜占庭協議的節點數量；另外，這個唯一的決定事件條件也能建構成貝氏網路模型來計算出錯誤的機率。

要衡量拜占庭容錯機制演算法可以用需要的循環掃描次數與需要的訊息數兩者來比較。 t -Byzantine彈性容錯演算法 $OM(t)$ 需要 $t+1$ 次的循環與 t 的指數次方的訊息數。有些學者發展出更少的訊息數卻需要更多次循環的演算法，然而，這些研究指出最少的循環數至少都要 $t+1$ 次。然而本研究分散式的在每個節點建立貝氏模型，節點在偵測事件時即能判斷錯誤的機率，然後節點藉由融合將資訊傳至叢集領導者，由叢集領導者判斷事件發生的真實性，並且建立錯誤地圖，將決策後的結果再同步給叢集內所有節點，大大降低訊息數並打破拜占庭將軍 $N \geq 3t + 1$ 的限制，能否容忍錯誤端看貝氏網路模型設計的情況。

未來的研究方向可針對某個特定應用，實際建立感測節點的貝氏模型，將感測器的數值區分成數個狀態，使其更接近實際的連續機率模型，進行模型的訓練，找出針對該應用的機率分配模型與錯誤的影響因子，接著實際運用到目標偵測的無線感測網路應用中。除了簡單的目標偵測功能外，也能進一步針對目標分類與目

標追蹤等感測網路應用，導入貝氏網路與錯誤地圖的方式，來進行容錯演算法的研究與實作。除了應用層面外，在貝氏網路模型的邏輯設計上，也能進一步設計出運用實際應用環境所得的資料動態的更新變數之間的影響關係與機率分配，運用貝氏定理能預測機率的性質，用過去的機率預測未來可能的機率，使整個容錯機制更具彈性，提高錯誤預測的效能。

參考文獻

- [1] I.F. Akyildiz, W. Su, Y. Sankarasubramaniam, E. Cayirci, “Wireless sensor networks: a survey” ,Elsevier Computer Networks 38 (2002) 393-422.
- [2] R.R . Brooks and S.S . Iyengar , Multi-Sensor Fusion : Fundamentals and Applications withSoftware . Prentice Hall , 1998 .
- [3] Thomas Clouqueur, Kewal K. Saluja, and Parameswaran Ramanathan, “Fault Tolerance in Collaborative Sensor Networks for Target Detection” ,IEEE transactions on computers, Vol. 53.No. 3, March 2004.
- [4] F.V. Jensen, An Introduction to Bayesian Networks, Springer- Verlag, New York, Inc., 1996.
- [5] S.L. Lauritzen, D.J. Spiegelhalter, Local computation with probabilities on graphical structures and their application to expert systems, J. R. Statist. Soc. B 50 (1988) 157.
- [6] Raquel A.F. Mini *, Max do Val Machado, Antonio A.F. Loureiro, Badri Nath, "Predictionbased energy map for wireless sensor networks", Elsevier Ad Hoc Network 3 (2005) 235-253.
- [7] Mini , R . A.F ., Loureiro , A . A.F ., Nath , B ., “The distinctive design characteristic of a wireless sensor network : the energy map , ” Computer Communications , 2004 , Pages : 935 - 945.
- [8] J. Pearl, Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference,Morgan Kaufmann Publishers, Inc., USA, 1988.
- [9] <http://www.mathworks.com/>
- [10] <http://www.hugin.com/>
- [11] IETF “Mobile Ad hoc Networking (MANET) ” RFC 2501 IETF , 1999.