

發明專利說明書

PD1084600

(本說明書格式、順序及粗體字，請勿任意更動，※記號部分請勿填寫)

※ 申請案號： 97150635

※ 申請日期： 97.12.25

※IPC 分類：G06T 7/00 (2006.01)
H04N 7/18 (2006.01)**一、發明名稱：**(中文/英文)

利用多攝影機自動偵測與追蹤多目標的方法及系統

METHOD FOR AUTOMATIC DETECTION AND TRACKING OF MULTIPLE TARGETS
WITH MULTIPLE CAMERAS AND SYSTEM THEREFOR**二、申請人：**(共 1 人)

姓名或名稱：(中文/英文)

國立交通大學

NATIONAL CHIAO TUNG UNIVERSITY

代表人：(中文/英文)

吳重雨/WU, CHUNG-YU

住居所或營業所地址：(中文/英文)

新竹市大學路 1001 號

1001 TA-HSUEH RD., HSINCHU, TAIWAN R.O.C.

國 籍：(中文/英文)

中華民國/R.O.C

三、發明人：(共 2 人)

姓 名：(中文/英文)

1.黃敬群/HUANG, CHING-CHUN

2.王聖智/WANG, SHENG-JYH

國 籍：(中文/英文)

1.~2.中華民國/R.O.C

四、聲明事項：

主張專利法第二十二條第二項 第一款或 第二款規定之事實，其事實發生日期為：2008年10月18日。

申請前已向下列國家（地區）申請專利：

【格式請依：受理國家（地區）、申請日、申請案號 順序註記】

有主張專利法第二十七條第一項國際優先權：

無主張專利法第二十七條第一項國際優先權：

主張專利法第二十九條第一項國內優先權：

【格式請依：申請日、申請案號 順序註記】

主張專利法第三十條生物材料：

須寄存生物材料者：

國內生物材料 【格式請依：寄存機構、日期、號碼 順序註記】

國外生物材料 【格式請依：寄存國家、機構、日期、號碼 順序註記】

不須寄存生物材料者：

所屬技術領域中具有通常知識者易於獲得時，不須寄存。

五、中文發明摘要：

本發明提供一種利用多攝影機自動偵測與追蹤多目標的方法及系統。對於每一監控攝影機的畫面，僅執行簡單的目標偵測(如背景相減法)來得到二維的偵測結果。透過一貝士架構，將多個二維的偵測結果快速整合到“目標偵測機率”之分佈，並基於一取樣原理架構，其結合馬可夫鏈蒙地卡羅(MCMC)取樣法、循序蒙地卡羅(SMC)取樣法以及平均位移分群法(Mean-Shift Clustering)來達成本發明之目的。本發明的方法及系統係以一致性的處理原則，同時分析多個目標物偵測與追蹤的問題。此外，透過人工合成視訊與實際場景影片之測試，可發現到本發明可正確地偵測與追蹤進出場景的多個目標物。

六、英文發明摘要：

The present invention provides a method for automatic detection and tracking of multiple targets in a multi-camera surveillance zone and system therefor. In each camera view of the system only a simple object detection algorithm is needed. The detection results from multiple cameras are fused into a posterior distribution, named TDP, based on the Bayesian rule. This TDP distribution indicates the likelihood of having some moving targets on the ground plane. To properly handle the tracking of multiple moving targets over time, a sample-based framework which combines Markov Chain Monte Carlo (MCMC), Sequential Monte Carlo (SMC), and Mean-Shift Clustering, is proposed. The detection and tracking accuracy is evaluated by both synthesized videos and real videos. The experimental results show that the proposed method and system can successfully track a varying number of targets accurately.

七、指定代表圖：

(一)本案指定代表圖為：第 3 圖。

(二)本代表圖之元件符號簡單說明：

無。

八、本案若有化學式時，請揭示最能顯示發明特徵的化學式：

無。

九、發明說明：

【發明所屬之技術領域】

本發明係關於一種多目標偵測與追蹤的方法及系統，尤指一種利用多攝影機自動偵測與追蹤多目標的方法及系統。

【先前技術】

隨著社會對安全與保全的需求不斷增加，利用多攝影機所建構的安全監控系統越來越受到重視。然而，在保全工作上，多攝影機監控系統依舊仰賴大量的人力，以執行即時監控的任務。由於保全人員的視覺監視，往往無法同時兼顧多支攝影機，並且在長時間工作後，監控人員的專注力往往隨之降低。因此，過去有一些相關的發明，嘗試將多台攝影機的監控影像，以貼圖的方式結合成一幅全景畫面，用以提升管理者的監控效率以減輕負擔。此類採用貼圖技術之方法稱為單應性對應(homography mapping)，此技術主要是在描述兩空間內平面間的對應關係，然而影像內容可能包含了許多不同平面，例如地平面與垂直牆面，故將兩影像勉強以此單應性對應方法貼合，將造成對應的誤差。

此外，亦有人提出希望藉由影像分析結果，主動警示管理者應注意的事件，而此類方法係直接分析單攝影機所取得的影像，並在影像域上進行複雜的目標偵測與追蹤，待單一攝影機影像分析單元結束後，隨後決定多攝影機之間屬於同一目標的對應關係，以建立多支攝影機的資訊整

合。由於此方法係直接在影像域上面進行分析，故將會面臨光源變化、多目標相互遮蔽、與環境光影等多項不確定因素的影響，而此往往使得系統分析結果不穩定，容易產生大量誤警報。

為更明確揭露本發明與習知技術之間的差異，茲比較與本發明最接近之習知技術如下。

在 2005 年 9 月 27 日美國公告第 6950123B2 號(此後稱為習知技術 1)之專利文獻中，其揭露：(a)系統首先利用包括以單應性對應(homography mapping)為基礎的攝影機校正組件、人工目標選定、以及感興趣區(Region of interesting)定義等，來初始化系統追蹤之處理，其中該人工目標選定之功能給予系統被追蹤目標的初始位置；該感興趣區(Region of interesting)定義一封閉結構環境(譬如足球場)；以及該單應性對應(homography mapping)敘述二維(2D)攝影機場景與三維(3D)世界平面(world plane)間之關係；(b)目標偵測及追蹤係於每一 2D 攝影機場景中執行，且由一動作偵測模組、一連接組件模組以及許多針對不同目標之 2D 目標追蹤器來完成；以及(c)不同目標位置係背投影至 3D 世界平面作為最終資料整合之用。

然而，上述該習知技術 1 與本發明之差異在於：(a)習知技術須手動選擇被追蹤的目標，但本發明可自動偵測及追蹤目標(將於稍後說明)；(b)該習知技術 1 僅適用於長距離監控的單應性對應(homography mapping)，但並不適用於一般的監視區域，惟本發明可適用於一般狀況的 3D 轉 2D

之投影矩陣(將於稍後說明); (c)該習知技術 1 限制監視區域為一封閉架構環境(例如足球場), 惟本發明並不受此限制(將於稍後說明); 以及(d)該習知技術 1 直接解決在 2D 影像域上的複雜追蹤及相關問題, 故其勢必需要面對許多在照明變異、多目標相互遮掩以及陰影效應之挑戰, 再者, 此方式與本發明所採用的方式亦不相同。

此外, 2006 年 12 月 21 日美國公開第 2006/0285723 A1 號(此後稱為習知技術 2)為一種用以追蹤分布在攝影機網路區域中之目標的方法, 其揭露: (a)在系統開始運作前, 先經由訓練過程產生攝影機網路的拓撲鄰近(topological proximity)模型。當系統開始運作時, 使用者於第一攝影機場景中手動選擇所追蹤的目標; (b)系統對感興趣的目標產生目標模型, 該目標模型包含色彩特徵、形狀特徵以及組織特徵; (c)系統在 2D 攝影機場景中執行背景相減(動態偵測)及質點追蹤(目標追蹤); (d)如果一目標移出目前攝影機場景範圍, 該系統依據拓撲鄰近模型來判斷, 以將該目標模型轉移至適當之鄰近攝影機以持續追蹤離開的目標。

上述習知技術 2 與本發明之差異在於: (a)習知技術 2 須手動選擇被追蹤的目標, 然而本發明可自動偵測及追蹤目標; (b)習知技術 2 係直接在 2D 影像域上討論複雜的目標物追蹤及相關問題, 惟此方式與本發明所採用的方式不相同。

此外, 2007 年 6 月 7 日之美國公開第 2007/0127774 A1 號(此後稱為習知技術 3)為一種自視訊串流偵測及追蹤目

標之系統，其中該習知技術 3 揭露：(a)在視訊中偵測移動畫素並將該等移動畫素聚集成移動區塊；(b)根據該等移動區塊自動確認目標；(c)追蹤及管理在視訊中已追蹤到的目標。習知技術 3 與本發明之差異在於：習知技術 3 係直接在 2D 影像域上討論複雜的目標物追蹤及相關問題，此方式與本發明所採用的方式(稍後說明)不相同。再者，習知技術 3 偏重於單攝影機處理。

此外，2003 年 7 月 3 日之美國公開第 2003/0123703 A1 號(此後稱為習知技術 4)，其揭露：(a)系統要求使用者定義一搜尋區或監視區，許多影像裝置係被設置用以監視該搜尋區，同時相鄰攝影機的視野相互重疊；(b)單應性對應矩陣則依據世界平面(world plane)中之多重地標點與影像中的對應點來決定。所有攝影機場景整合成具有整體座標系統的整體影像；(c)此系統在該經整合的整體影像中執行背景相減(動態偵測)及目標追蹤。

習知技術 4 與本發明之差異在於：(a)習知技術 4 係採用僅適用於長距離監控的單應性對應，然而本發明係採用較適用於一般狀況之 3D 轉 2D 投影矩陣；(b)習知技術 4 解決在整合整體影像中的偵測及追蹤問題，且該整體影像係經由單應性對應關係，以疊合多攝影機場景成一整體平面所構成，然而其並不能完全表達 3D 深度資訊。

鑑於上述習知技術之缺失，本發明在此提出一種利用多攝影機自動偵測與追蹤多目標的方法及系統，其能將多個單攝影機在各自影像域上所分析得到的結果，整合至三

維空間域上，並可在空間域上進行多移動目標物的偵測與追蹤，進而能協助監控管理員有效率地管理多攝影機監控系統。

【發明內容】

本發明之目的係提供一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標之系統與方法，其在二維影像域的分析僅需要在影像域上進行簡單的移動物偵測分析(例如背景相減)，即可達到穩定準確的結果。

本發明之另一目的係提供一種有效率的資訊整合技術，其將多台單攝影機在個別影像域上所拍攝的移動物偵測結果，彙整於一代表移動物件在地平面不同位置出現之可能性的事後機率分佈(*posterior distribution*)，以有效整合多攝影機的資訊。

本發明之再一目的係提供一種可同時完成偵測與追蹤多個移動物體之系統，其將移動物之偵測與追蹤轉化成三維空間域上之機率取樣點管理程序，藉以讓系統可隨時偵測到新進入場景的多個物體，且分別給予唯一的確認號碼，並持續追蹤，直到物體離開監控場景。

本發明之另一目的係提供一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標之方法，其運算速度可符合實際應用系統之要求。

為達上述目的，本發明之利用多攝影機偵測與追蹤多目標之方法，包含下列步驟：(a)以一目標偵測演算法分析多個 2D 攝影機場景，以產生複數個 2D 分析資料；(b)利用一貝士架構(*Bayesian framework*)整合該等 2D 分析資料，

使用者設定目標物可能出現位置的先前知識，以及系統依據過去觀察來預測目標物位置的先前知識，以形成目標偵測機率分佈，其中該目標偵測機率分佈係表示根據複數個攝影機所拍攝之一組前景影像，推測移動目標在不同地面位置之可能性，且其為一事後機率分佈；以及(c)同時自動偵測與追蹤在監控場景中之複數個移動目標。

如所述之方法，其中該目標偵測演算法為應用於任一該 2D 攝影機場景及一背景間之 2D 背景相減法。

如所述之方法可應用於 IP 相機、數位錄影機、視訊監視系統、人機介面軟體、通訊電子設備(諸如 3G 行動電話)、交通控制系統以及保全系統等。

如所述之方法，其中在該步驟(b)中，該目標偵測機率分佈係由兩部分機率 $G_1(X)$ 與 $G_2(X)$ 之總合所組成，其中 X 為在地面之一位置，機率 $G_1(X)$ 為由目標物出現位置的可能性函式與使用者設定目標物位置之先前機率所決定之機率，以及機率 $G_2(X)$ 為由目標物出現位置的可能性函式以及過去時間系統自動學習並預測目標物位置之先前機率所決定之機率。

如所述之方法，其中該步驟(c)為一樣本管理程序，其更包含下列步驟：(1)樣本產生步驟，執行對應於該 $G_1(X)$ 之馬可夫鏈蒙地卡羅取樣法，並自該 $G_1(X)$ 機率分佈產生新樣本，以及執行對應於該 $G_2(X)$ 之循序蒙地卡羅取樣法，用以反覆更新及預測既有樣本之新位置、權重及確認號碼；(2)樣本標示步驟，採用一最大值可能性決定法則以標示新樣

本；(3)新目標確認步驟，採用一平均位移分群法(Mean Shift)聚集未被標示之類似樣本，以重新標示確認號碼於未被標示樣本以及找出新目標；以及(4)目標物資訊更新步驟，對任一新目標指定一個唯一的確認號碼，並將目標物數目加一，或當目標之樣本數目低於一預設之門檻值時，移除該目標，並將該目標數目減一。

為達到上述目的，本發明提供一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標之系統，其係包含：一偵測分析機構，以一目標偵測演算法分析複數個 2D 攝影機場景以產生相對應複數個 2D 分析資料；一貝士架構，整合該等 2D 分析資料、使用者設定目標物可能出現位置的先前知識、以及系統依據過去觀察來預測目標物位置的先前知識，用以形成目標偵測機率分佈，其中該目標偵測機率分佈係表示根據複數個攝影機所拍攝之一組前景影像，推測移動目標在不同地面位置之可能性，且其為一事後機率分佈；以及一追蹤機構，提供監控場景中複數個移動目標之自動偵測與追蹤，以及將該偵測與追蹤機制轉換成一樣本管理過程。

如所述之系統，其中該目標偵測演算法為應用於任一該 2D 攝影機場景及一背景間之 2D 背景相減法。

如所述之系統係應用於 IP 相機、數位錄影機、視訊監視系統、人機介面軟體、通訊電子設備(諸如 3G 行動電話)、交通控制系統以及保全系統等。

如所述之系統，其中該目標偵測機率分佈係由兩部分機率 $G_1(X)$ 與 $G_2(X)$ 之總合所組成，其中 X 為在地面之一位置

，機率 $G_1(X)$ 為由目標物出現位置的可能性函式與使用者設定目標物位置之先前機率所決定之機率，以及機率 $G_2(X)$ 為由目標物出現位置的可能性函式以及過去時間系統自動學習並預測目標物位置之先前機率所決定機率。

如所述之系統，其中該追蹤機構包含：一樣本產生模組，執行對應於該 $G_1(X)$ 之馬可夫鏈蒙地卡羅取樣法，並自該 $G_1(X)$ 機率分佈產生新樣本，以及執行對應於該 $G_2(X)$ 之循序蒙地卡羅取樣法，以反覆更新及預測既有樣本之新位置、權重及確認號碼；一樣本標示模組，採用一最大值可能性決定法則，以標示新樣本；一新目標找尋模組，採用一平均位移分群法聚集未被標示之類似樣本，以重新標示確認號碼於未被標示樣本以及找出新目標；以及一目標物資訊更新模組，對新目標指定一個唯一的確認號碼，並將目標物數目加一，或當目標之樣本數目低於一預設之門檻值時，移除該目標，並將該目標數目減一。

本發明之目的以及所欲達成的效果，可以經由下列的實施方式，得到更深入的了解。唯實施方式為本發明之一實施例，本發明並不以此為限。

【實施方式】

為了改善習知技術中單應性對應所造成對應的誤差、在影像域上進行複雜的目標偵測與追蹤、以及需手動選擇偵測的目標等缺點，本發明提出一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標的方法及系統。相對於習知技術，本發明僅需要在 2D 影像域上進行相對簡單的移動物偵測分析，便可隨

時偵測到新進入場景的多個目標，分別給予適當的確認號碼並持續追蹤，直到這些目標離開監控場景。以下關於本發明之說明僅是舉例，目的在使熟知本領域之人士充分瞭解，而非用於限制本發明。

以下則結合實施例而對本發明之具體實施方案進行詳細說明。

首先，本發明第一較佳實施例係提出一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標之方法，其包含下列步驟：

(a)以一目標偵測演算法分析複數個 2D 攝影機場景以產生相對應複數個 2D 分析資料-即前景影像；(b)利用一貝士架構(Bayesian framework)整合該等 2D 分析資料，使用者設定目標物可能出現位置的先前知識，以及系統依據過去觀察來預測目標物位置的先前知識，以形成目標偵測機率(target detection probability, TDP)分佈，該目標偵測機率分佈係表示-根據複數個攝影機所拍攝之一組前景影像，推測移動目標在不同地面位置之可能性，且為一事後機率分佈；以及(c)同時自動偵測與追蹤在監控場景中之複數個移動目標。

在本發明中，將採用靜態攝影機並且事前校正攝影機與 3D 空間的幾何關係。本發明的方法旨在結合一組 2D 攝影機場景的偵測結果以形成一整體 3D 場景，並在 3D 場景上進行自動目標物偵測與追蹤，故單一 2D 影像的分析不需要進行複雜運算與判斷，僅須將影像資訊進行初步過濾，以供資訊整合。在該步驟(a)中，該 2D 目標偵測演算法

(object detection algorithm)可為一簡單的目標偵測演算法(譬如, 2D 背景相減法)。對每一攝影機來說, 其參考背景係依高斯混合模型(Gaussian mixture model)而建立, 其中可依畫素(pixel)方式計算目前影像與參考背景間訊框(frame)差異, 用以產生前景影像。第 1(a)及 1(b)圖係根據第一較佳實施例分別顯示一攝影機場景及其二位元前景影像。

在完成前述 2D 目標偵測分析後, 接下來利用上述步驟 (b)整合該等 2D 分析資料並形成一稱為目標偵測機率分佈的事後機率分佈。此目標偵測機率分佈係利用貝士定理(Bayes rule)來估算其分佈, 並根據一系列多支攝影機中偵測的前景影像, 推測移動目標在不同地面位置之可能性, 其中該貝士定理(Bayes rule)如下式:

$$p(X|F_1, \dots, F_N) \propto p(X)p(F_1, \dots, F_N|X) \quad (1)$$

其中 X 表示在地平面上的位置 (x_1, x_2) , N 為在多攝影機系統中的靜態攝影機的數目, F_i 表示自第 i 個攝影機場景經 2D 分析所偵測的前景影像。

假設 (m, n) 為表示在前景影像上之畫素座標, 則該前景影像 F_i 可以下式表示:

$$F_i(m, n) = \begin{cases} 1, & \text{若 } (m, n) \in \text{前景區域} \\ 0, & \text{若 } (m, n) \notin \text{前景區域} \end{cases} \quad (2)$$

此外, 當 X 在地平面時, 假設來自不同攝影機場景的前景影像彼此間為有條件獨立(conditionally independent), 亦即, 上述(1)式也可寫成:

$$p(X)p(F_1, \dots, F_N|X) = p(X) \prod_{i=1}^N p(F_i|X) \quad (3)$$

另一方面，為簡化上述公式，將位於地面位置 X 的 3D 移動目標約略設成如第 1(c) 圖中具有高度 H 及半徑 R 的圓柱。根據第 i 支攝影機的預先校正投影矩陣，將此圓柱投影至第 i 個攝影機場景，以取得如第 1(d) 圖所示的投影影像 M_i ，其數學上的表示為：

$$M_i(m, n) = \begin{cases} 1, & \text{若}(m, n) \in \text{投影區域} \\ 0, & \text{若}(m, n) \notin \text{投影區域} \end{cases} \quad (4)$$

該投影影像 M_i 及該前景影像 F_i 的重疊區域經過知覺透視投影校正後，可提供一個關於 $p(F_i|X)$ 的合理估算。亦即，如果投射區域 M_i 大幅重疊偵測結果 F_i ，則極可能有一移動目標位於該地面位置 X 上。因此，將 $p(F_i|X)$ 定義如下：

$$p(F_i|X) \equiv \frac{e^{\Omega_i}}{1 + e^{\Omega_i}} \quad (5)$$

其中 Ω_i 係定義為：

$$\Omega_i \equiv \left(\iint F_i(m, n) M_i(m, n) dm dn \right) / \left(\iint M_i(m, n) dm dn \right) \quad (6)$$

此外，在公式 (1) 中的 $p(X)$ 表示為發現一個在 X 位置移動目標物的先前確信機率。在本發明的方法中，考慮兩種不同的先前機率， $p_1(X)$ 及 $p_2(X)$ 。首先選擇第一先前機率 $p_1(X)$ ，其代表使用者設定目標物可能出現位置的先前知識，可依情形不同而改變。在本實施例中，對監視區內之每一個地面位置指定一相同機率。亦即：

$$p_1(X) = \begin{cases} \frac{1}{W}, & \text{若} X \in \text{監視區} \\ 0, & \text{若} X \notin \text{監視區} \end{cases} \quad (7)$$

其中 W 為在監視區內之地平面的總面積。該監視區係由所有攝影機的重疊視野所決定。其次選擇第二先前機率 $p_2(X)$ ，其定義為 $p(X^t|F^{t-1})$ ，其中 $F^{t-1} = \{F_1^{t-1}, F_2^{t-1}, \dots, F_N^{t-1}\}$ 。此先前機率係基於自先前觀察所得的確信而於目前在 X 位置的估算機率。基本上，此先前函數考慮物體隨時間移動的連續性性質，並可經由 Chapman-Kolmogorov 方程式以下式表示：

$$p_2(X) \equiv p(X^t|F^{t-1}) = \int p(X^t|X^{t-1})p(X^{t-1}|F^{t-1})dX^{t-1} \quad (8)$$

注意在公式 (8) 中， $p(X^t|X^{t-1})$ 為一動態預測模型以及 $p(X^{t-1}|F^{t-1})$ 為在 $t-1$ 時的目標偵測機率 (TDP) 分佈。

該第一先前機率 $p_1(X)$ 及該第二先前機率 $p_2(X)$ 皆提供了目標物位置的先前知識，且資訊互補。如果單純選用 $p_1(X)$ ，則每一地面位置發現目標物的先前資訊的機率相同，因而公式 (1) 主要由可能性函數 (likelihood function) $p(F_1, \dots, F_N|X)$ 所支配，由於發現目標物的先前資訊的機率相同，任何位置出現的新目標都有相同被偵測的可能性，不致於降低系統偵測新目標物的能力，然而該第一先前機率 $p_1(X)$ 並不能將物體在連續訊框間移動的連續性性質適切地包含在內。另一方面，該第二先前機率 $p_2(X)$ 主要偏重於物體隨時間移動的連續性性質所累積的先前資訊，但卻有可能造成在偵測新進入者上的效能不彰。

為折衷這兩種選擇，本發明提出一綜合先前機率並定義該目標偵測機率分佈之方式，其如下式所示：

$$\begin{aligned} TDP &\equiv (p_1(X) + p_2(X))p(F_1, \dots, F_N|X) \\ &= p_1(X)p(F_1, \dots, F_N|X) + p_2(X)p(F_1, \dots, F_N|X) \\ &\equiv G_1(X) + G_2(X) \end{aligned} \quad (9)$$

其中 $G_1(X) \equiv p_1(X)p(F_1, \dots, F_N|X)$ 。
 $G_2(X) \equiv p_2(X)p(F_1, \dots, F_N|X)$ 。

一般來說，目標偵測機率分佈 (TDP) 係由數個群集構成，每一群集代表在地平面上的一移動目標。因此，多移動目標的偵測可被視為在該 TDP 分佈上的群集問題，然而這些目標物在時間域上的持續追蹤，可被視為在處理跨不同時間點之間不同群集的對應關聯性。

參照第 2 圖，其係根據本發明第一較佳實施例之目標偵測機率分佈在兩個時間點的分布情況及其相對應俯視圖，其中第 2(a) 圖係顯示在偵測區內四個移動目標的目標偵測機率分佈。本實施例係整合四支攝影機的偵測結果，至於如何將該 TDP 分佈應用於多目標的偵測及追蹤，將於稍後敘明。

一些假群集 (fake clusters) 偶爾也會發生於該 TDP 分佈中。此通常在一位於地平面位置的圓柱投影至攝影機場景後，意外地與該等攝影機場景上的前景罩 (foreground mask) 相吻合時發生，然而實際上該地平面位置上並無目標物。

接著參照第 2(b) 圖，其係顯示四個移動目標在有兩個假群集存在的目標偵測機率分佈，其中該目標偵測機率分佈不僅包括四個真實群集，而且也包括兩個額外的假群集。幸運地是，這些假群集能藉由檢查其時間域上的連續移動特性而將其與真群集做有效的區分。一般而言，假目標若非具有一些時間域上的不連續特徵不然就是具有較短的生命週期，而這兩種性質使本發明可有效排除這些假目標。

在上述步驟(c)中，多目標的偵測與追蹤可轉換成一個樣本管理程序(sample management process)。參照第3圖，其係顯示本發明第一較佳實施例之樣本管理程序的方塊圖。該樣本管理程序包含四個主要步驟，分別為樣本產生步驟、樣本標示步驟、新目標確認步驟以及目標更新步驟。在此將上述每一步驟的細節解釋如下。

(c-1)樣本產生步驟：

由於考量兩種不同類型的先前機率，故經由二種不同的機制來實行該樣本產生步驟，其一為藉由混合馬可夫鏈蒙地卡羅(Markov Chain Monte Carlo, MCMC)取樣法對該先前機率 $G_1(X)$ 進行取樣，然而另一個機制為藉由循序蒙地卡羅(Sequential Monte Carlo, SMC)取樣法來對該先前機率 $G_2(X)$ 執行取樣。此二種取樣法(MCMC與SMC)將詳細說明如下。

該MCMC取樣法為一種用來對機率模型(probabilistic model)取樣之熱門技術。在本發明之實施例中，係使用該MCMC取樣法自該先前機率 $G_1(X)$ 產生多個樣本，其中該 $G_1(X)$ 係歸納多個攝影機場景之2D偵測結果。由於該先前機率 $G_1(X)$ 通常包含窄峰，故一般所採用的Metropolis取樣法並非一合適選擇。因此本發明係採用一種混合內核(mixture hybrid kernel)，其包含兩種具有不同提議分佈(proposal distribution)之Metropolis取樣法。在此，該等提議分佈分別以 $N(\mu, \sigma_1^2)$ 與 $N(\mu, \sigma_2^2)$ 表示，其中若選擇夠大的標準差 σ_1 ，則該取樣法可允許跨峰之間取樣點的產生；若選擇夠

小的標準差 σ_2 ，則上述取樣法產生代表單一窄峰內細微訊息的取樣點。該等混合權重 (mixture weight) 則分別表示為 V_1 及 $(1-V_1)$ 。

於下列第一演算法及第二演算法中詳細敘述自該先前機率 $G_1(X)$ 產生 K 個樣本的過程。此外，在此步驟中，每個樣本的確認號碼 (ID) 標示為 "未定 (undecided)"。

第一演算法 (混合 MCMC 取樣法 (MMS))：

假設分佈為 $G_1(X)$ ，並且提議函數為 $N(\mu, \sigma_1^2)$ 與 $N(\mu, \sigma_2^2)$ 以及混合權重為 V_1 及 $(1-V_1)$ ：

(1) 任意選擇第一個起始樣本 $X^{(0)}$ ；

(2) i 自 0 增加到 K ；

於 $(0,1)$ 區間之均勻分佈內產生一隨機值 U ；

若 $U < V_1$ ，則基於 $G_1(\cdot)$ 、 $N(X^{(i)}, \sigma_1^2)$ 以及 $X^{(i)}$ 以 Metropolis 取樣法取得 $X^{(i+1)}$ ，亦即 $X^{(i+1)} = MS(G_1(\cdot), N(X^{(i)}, \sigma_1^2), X^{(i)})$ ，否則，基於 $G_1(\cdot)$ 、 $N(X^{(i)}, \sigma_2^2)$ 以及 $X^{(i)}$ 以 Metropolis 取樣法取得 $X^{(i+1)}$ ，亦即 $X^{(i+1)} = MS(G_1(\cdot), N(X^{(i)}, \sigma_2^2), X^{(i)})$ ；

(3) 放棄前 d 個樣本。

第二演算法 (Metropolis 取樣法 (MS))，其中函數為 $MS(G(\cdot), f(\cdot), X)$ ：

(1) 基於機率密度函數 $f(\cdot)$ 隨機產生一候補樣本 (candidate sample) X^* ；

(2) 於 $(0,1)$ 區間之均勻分佈內隨機產生一樣本 W ；

(3) 若 $W < \min\{1, \frac{G(X^*)}{G(X)}\}$ ，則輸出等於 X^* ，否則輸出等於 X 。

該循序蒙地卡羅 (SMC) 取樣法為藉由一組具有不同權重之樣本來表示事後機率分佈 (posterior distribution) 的技術。為了產生樣本，此方法通常選擇與前一時刻之事後機率分佈直接相關的分佈為提議分佈 (proposal distribution)。此機制使該 SMC 非常適合進行遞歸預測 (recursive prediction) 與更新的過程，以模擬隨時間上更新而連續性變化的分布。本發明採用一個稱為循序權重取樣 (SIS) (為權重取樣 (importance sampling) 演算法的延伸) 的演算法以實現該 SMC 取樣法。

假設在先前時刻 (t-1) 已基於先前的 TDP，即 $p(X^{t-1}|F^{t-1})$ ，取得一組 S 樣本 $\{X^{(i),t-1}\}_{i=0\sim S-1}$ ，這些樣本具有相同的權重 $\{q^{(i)}\}_{i=0\sim S-1}$ ，亦即， $q^{(i)}=1/S$ (其中 $i=0\sim S-1$)。同時該等樣本的分佈基本上足夠代表 $p(X^{t-1}|F^{t-1})$ 。對每一個樣本 $X^{(i),t-1}$ ，假設其動態移動模型採用均勻分佈 (uniform distribution)，亦即假設：

$$p(X^{(i),t}|X^{(i),t-1}) = \begin{cases} \frac{1}{\pi R^2}, & \text{若 } |X^{(i),t} - X^{(i),t-1}| < R \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (10)$$

其中 R 為一預設半徑。藉由基於上述動態移動模型，任意移動每一個樣本，可得到一組新樣本 $\{X^{(i),t}\}_{i=0\sim S-1}$ ，基本上該組新樣本代表如上述方程式 (8) 中所示的時間域上先前分佈 (temporal prior distribution) $p_2(X) \equiv p(X^t|F^{t-1})$ 。在此值得注意的是，該等新樣本在目前階段仍具有相等的權重 $\{q^{(i)}\}_{i=0\sim S-1}$ 。

然後，對該等新樣本實施一權重取樣 (importance sampling) 程序。在此程序中，對一個樣本 $X^{(i),t}$ 調整其權重為：

$$w^{(i)} = q^{(i)} \cdot p(F_1, \dots, F_N | X^{(i),t}) \quad (11)$$

由於 $q^{(i)}$ 具有相同權重 (equal-weighted)，故 $w^{(i)}$ 與可能性函數 $p(F_1, \dots, F_N | X^{(i),t})$ 成正比。因此，在任意移動及權重取樣後，將可取得一組新的不相等權重樣本 $\{X^{(i),t}\}_{i=0 \sim S-1}$ ，以傳達有關機率 $G_2(X)$ 分佈的訊息。該第二先前機率 $G_2(X)$ 的可能性函數 $p(F_1, \dots, F_N | X^t)$ 部分以樣本權重來表示，然而該機率 $G_2(X)$ 的先前機率 $p(X)$ 部分以樣本分佈來表示。

最後，為避免退化問題，本發明採用再取樣 (re-sampling) 程序以將該等不相等權重的樣本轉換成一組新的權重相等的樣本。此過程將具有較大權重的樣本轉換成較多而具有相等權重的樣本，同時將具有較小權重的樣本轉換成較少而具有相等權重的樣本。經過再取樣程序後，每一樣本權重變成相同，而所有樣本代表關於 $G_2(X)$ 機率分佈的所有資訊。

此外，由該混合 MCMC 取樣法所產生的該等樣本亦被指定固定權重。藉由適當地結合由該混合 MCMC 取樣法所產生的該等樣本與由該 SMC 取樣法所產生的樣本，形成一組具有相等權重的樣本，用以代表有關於該 TDP 分佈 $p(X^t | F_1, \dots, F_N)$ 之資訊。如此，相同程序可再次重複，並可根據該等具有相等權重的樣本在下個時刻估算該 TDP 分佈。

(c-2) 樣本標示步驟：

對每一樣本 X 指定一個確認號碼 (ID)。如果在時間 t 時，樣本 X 之 ID 被指定為 H_k ，意味該目標 H_k 可能有機會在該時刻出現在 X 位置。在該樣本產生步驟中，藉由該混

合 MCMC 取樣法所產生的樣本原先被標示為“未定 (undecided)”，在此步驟中其 ID 將被標示。另一方面，除了一些樣本外，大多數以該 SMC 取樣法所產生的樣本皆已被標示為“已決定 (decided)”，且其 ID 遺傳自其前一時刻對應的父母樣本。在此樣本標示步驟中，主要作用在於對該等“未定”樣本之每一者指定一個合適的 ID。在本實施例中，一群具有相同 ID 之樣本代表在地平面上之一目標物可能位置的機率分佈。在連續時刻時，具有相同 ID 之那些樣本表示該目標持續隨時間變化的移動軌跡。

假設在先前時刻已找出在監視區內的地平面上的 M 個目標 $\{H_0, H_1, H_2, \dots, H_{M-1}\}$ 。若將該地平面視為 2D 特徵空間以及將地面位置 X 視為一特徵點，則 ID 指定問題將可被視為一種典型的分類問題。此外，由於在目前位置可能有一些新目標出現，故額外加入一個目標 H_M 來處理由新出現者所造成的這些樣本。

為標示該等“未定”樣本，必須先為每一目標物建立可能性函數 $p(X|H_k)$ ，其中 $k=0,1,\dots,M$ 。在 $k=0,1,\dots,M-1$ 時，在此將 $p(X|H_k)$ 以一高斯 (Gaussian) 函數模型表示，其模型參數的決定方法將於之後討論。在 t 時刻，假設有 R 個“已決定”樣本 $\{X_{k,0}, X_{k,1}, \dots, X_{k,R-1}\}$ 且其 ID 皆被標示為 H_k 。為有助於 ID 標示，需定義這些樣本中每一樣本的“色彩權重 (color weight)”。假設在前一時刻，該目標 H_k 的位置估計在 $\mu^{k,t-1}$ ，亦即，假設該目標 H_k 的對應圓柱在 $t-1$ 時直立於 $\mu^{k,t-1}$ 。藉由投影該圓柱到所有 N 個攝影機場景，可得到 N 個被投影區域。

根據該等 N 個被投影區域內之畫素的 RGB 值，可在時刻 $t-1$ 針對該目標產生一個表示為 $CH(b; \mu^{k,t-1})$ 的色彩累計趨勢圖 (color histogram)，其中 b 為像素數 (bin index)。同樣地，對每一個 ID 被標示為 H_k 的樣本 $X_{k,j}$ ，產生另一位於 $X_{k,j}$ 的圓柱，並根據其在所有攝影機場景的投影，收集其色彩資訊，如此則形成第二個色彩趨勢圖 $CH(b; X_{k,j})$ 。藉由計算介於 $CH(b; \mu^{k,t-1})$ 及 $CH(b; X_{k,j})$ 間的 Bhattacharyya 相似度距離，可定義在 $X_{k,j}$ 處樣本的色彩權重如下：

$$CW(X_{k,j}) \equiv \sum_b \sqrt{CH(b; \mu^{k,t-1}) CH(b; X_{k,j})} \quad (12)$$

為維持追蹤的強健性，如果一個“已決定”樣本之色彩權重低於一預設門檻值，其狀態將被轉換回“未定”狀態，並在稍後重新標示其 ID。

根據這些“已決定”樣本，可對每一目標 H_k 估算可能性函數 $p(X|H_k)$ 的模型參數。如上所述， $p(X|H_k)$ 可以一高斯函數模型表示。對這些屬於 H_k 的樣本 $\{X_{k,0}, X_{k,1}, \dots, X_{k,R-1}\}$ 計算其色彩權重 $CW(X_{k,j})$ 。接著根據這些色彩權重估算出 $p(X|H_k)$ 的平均向量及共變異數矩陣。

$$\mu^{k,t} = \frac{\sum_{j=0}^{R-1} CW(X_{k,j}) X_{k,j}}{\sum_{j=0}^{R-1} CW(X_{k,j})} \quad (13)$$

$$C^{k,t} = \frac{\sum_{j=0}^{R-1} CW(X_{k,j}) (X_{k,j} - \mu^{k,t})(X_{k,j} - \mu^{k,t})^T}{\sum_{j=0}^{R-1} CW(X_{k,j})} \quad (14)$$

其中平均向量 $\mu^{k,t}$ 表示目標 H_k 所在位置的最佳估算。因此，在時刻 t 時，假設目標 H_k 的地面位置為在 $\mu^{k,t}$ 。

另一方面，對於額外加入的一目標分類 H_M ，定義其可能性函數如下：

$$p(X|H_M) = \begin{cases} \frac{1}{W}, & \text{若 } X \in \text{監視區} \\ 0, & \text{若 } X \notin \text{監視區} \end{cases} \quad (15)$$

此可能性函數暗指新進入者可能均衡出現在監視區內的任何位置。

根據最大可能性決定原則 (maximum likelihood decision rule)，如果下列條件被滿足，則一個“未定”樣本 X 可被歸類為 H_k ：

$$p(X|H_k) > p(X|H_j), \quad \text{其中 } j = 0, 1, \dots, M \text{ 但 } j \neq k \quad (16)$$

值得注意的是，若一個樣本被歸類為 H_M ，則該樣本屬於一新進入者。

(c-3) 新目標確認步驟：

對那些指定為 H_M 的樣本，將其依照平均位移分群技術 (mean-shift clustering)，作進一步的集群。此平均位移分群法是有效率及具有強健性的，其不需要知道新目標數目即能進行分群運算。假設一組樣本 $\{X_{M,0}, X_{M,1}, \dots, X_{M,U-1}\}$ 標示為 H_M 的組合，藉由反覆計算位置移動，可計算出每一樣本最後的收斂位置，那些收斂到相同收斂點之樣本被聚集成為一個新目標，接著將該收斂點定義為新目標的起始地面位置。反覆計算位置移動的方法則可根據前一位置 y_j 反覆計算下一個位置 y_{j+1} ，其以下式表示如下：

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=0}^{U-1} X_{M,i} \exp\left(-\frac{\|y_j - X_{M,i}\|^2}{h}\right)}{\sum_{i=0}^{U-1} \exp\left(-\frac{\|y_j - X_{M,i}\|^2}{h}\right)} \quad (17)$$

其中 h 為一控制內核 (kernel) 大小的參數。

(c-4) 目標更新步驟：

由於會有一些新進入者及一些離開者，故此步驟中須更新監控目標的數目。對於一個新目標來說，對其指定一個唯一的確認號碼 (ID) 並對該整體監控目標數目加一。相對地，當目標離開現場時，則指定給該目標的樣本將變得越來越少。一旦樣本數目少於一預設門檻值，該目標視為不存在 (absent)，並且將該整體監控目標數目減一，而所有指定給該目標的樣本也將被移除。

第 4(a) 至 4(d) 圖係根據本發明第一較佳實施例說明其方法流程的例子 (在此藉由標示 W (代表白色) 代表場景中之未定樣本，並以 R (代表紅色)、G (代表綠色)、B (代表藍色) 及 C (代表藍綠色) 來代表監控現場中的樣本)。在此例中，前一刻已有三個人 (如圖示之 R、G 及 B 三人) 而在當下則有另一人 (如圖示之 C) 進入現場。在第 4(a) 圖中，顯示由混合 MCMC 取樣法所產生的 "未定" 樣本，並可見樣本成功地表示四個目標的可能位置。在第 4(b) 圖中，顯示由 SMC 取樣法所產生的樣本，樣本具有相同顏色者 (亦即相同標示者) 指定給相同的目標。如同預測，SMC 取樣法產生的樣本忽略了新目標的產生。在第 4(c) 及 (d) 圖中，分別顯示在樣本標示過程及目標更新過程的結果。新出現的目標已被成功地被偵測並被塗上藍綠色 (在此以圖示中之 C 表示)，其他三個目標 (如圖示之 R、G 及 B 三人) 亦被成功追蹤到。

除了上述所提一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標之方法外，本發明另提出第二最佳實施例，其係一種利用多

攝影機偵測與追蹤多目標之系統。由於本系統所運用的原理及說明可大部沿用上述說明，故重覆之處不再贅述。

上述系統包含一偵測分析機構，以一目標偵測演算法分析多數個 2D 攝影機場景以產生複數個 2D 分析資料；一貝士架構，整合該等 2D 分析資料、使用者設定目標物可能出現位置的先前知識、以及系統依據過去觀察來預測目標物位置的先前知識，以形成目標偵測機率分佈，該目標偵測機率分佈係表示根據複數個攝影機所拍攝之一組前景影像，推測移動目標在不同地面位置之可能性，且為一事後機率分佈；以及一追蹤機構，提供該等監控場景中多數個移動目標之自動偵測與追蹤機制以及轉換該偵測與追蹤成一樣本管理過程。

如前所述，該目標偵測演算法為一簡單的目標偵測演算法（譬如 2D 背景相減法）。

該目標偵測機率分佈係由兩部分機率 $G_1(X)$ 與 $G_2(X)$ 之總合所組成，其中 X 為在地面之一位置、機率 $G_1(X)$ 為由目標物出現位置的可能性函式與使用者設定目標物位置之先前機率所決定之機率，而機率 $G_2(X)$ 為由目標物出現位置的可能性函式以及過去時間系統自動學習並預測目標物位置之先前機率所決定之機率。

該追蹤機構包含一樣本產生模組，用以執行對應於該 $G_1(X)$ 之馬可夫鏈蒙地卡羅取樣法，並自該 $G_1(X)$ 機率分佈產生新樣本，以及執行對應於該 $G_2(X)$ 之一循序蒙地卡羅取樣法以反覆更新及預測既有樣本之新位置、權重及確認號碼

；一樣本標示模組，採用一最大值可能性決定法則以標示新樣本；一新目標找尋模組，採用一平均位移分群法聚集未被標示之類似樣本，以重新標示確認號碼於未被標示樣本以及找出新目標；以及一目標物資訊更新模組，對新目標指定一個唯一的確認號碼，並將目標物數目加一，或當目標之樣本數目低於一預設之門檻值時，將該目標數目減一。

為了解本發明方法及系統的實際可行性，將利用人工合成及真實視訊連續鏡頭來測試之，其中合成視訊是由一開放使用的視覺監視模擬測試平台 Object Video Virtual Video(OVVV)所產生。藉由 OVVV 的使用，可設計不同情節及攝影機設定，也可針對功效評估得到移動目標的地面實況。

請參考第 5 圖，其係顯示四支攝影機人工合成的攝影機場景圖。在第 5 圖中，所顯示為一個長 10.78m 寬 8.82m 的虛擬場地，四支虛擬靜態攝影機環繞該場地設立。在此實施例中，將測試本發明在追蹤變動的人群數目之強健性 (robustness)。第 5 圖的上列圖式為偵測結果的鳥瞰圖且第 5 圖的下列圖式為顯示所追跡之結果，其中不同標示(其中 W 代表白色、R 代表紅色、G 代表綠色、B 代表藍色以及 C 代表藍綠色)對應著不同目標，並且圓圈表示目前目標的位置，而尾部則表示在前一時刻這些目標的蹤跡。由此可很容易看出本系統可強健地偵測及追蹤多個目標。

為客觀地評估本系統的功效，以 OVVV 對 600 張連續

訊框所提供的地面實況比較所有人的估計位置。如下列表 1 所示，其在不同攝影場景下計算最大、最小及平均估計誤差，以量測該系統的追蹤精密度。

表 1

	最大誤差	最小誤差	平均誤差
攝影分段一	0.287m	0.001m	0.068m
攝影分段二	0.362m	0.001m	0.008m

此外，本發明也在室內設定四支靜態攝影機(但本發明並不侷限於此)以捕捉用作測試的實際視訊。請參考第 6 圖，其係顯示四支攝影機所拍攝真實的攝影機場景圖，其中 (a)圖為所捕捉的影像，(b)圖為二維偵測結果。由此可看出，儘管有許多在 2D 物件偵測結果上的不穩定，但根據本發明之系統仍可取得可靠的追蹤結果，如第 6 圖中之 (c)圖所示。

本發明所提出的方法及系統可廣泛應用於不同的領域，譬如 IP 相機、數位錄影機、視訊監視系統、人機介面軟體、通訊電子設備(諸如 3G 行動電話)、交通控制系統以及保全系統等。

綜上所述，本發明提供了一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標的方法及系統，其僅需要簡單的二維影像域分析，並提供穩定的多攝影機資訊整合技術，可同時完成偵測與追蹤多個移動目標，且其運算速度可符合實際應用系統的要求，以及達到穩定追蹤的正確性，具有實用性及創造性，因此本發明能有效改善習知技術之缺失，進而達成發

展本發明之目的。

本發明得由熟悉本技術之人士任施匠思而為諸般修飾，然皆不脫如附申請專利範圍所欲保護者。

【圖式簡單說明】

第 1(a)圖係根據本發明第一較佳實施例說明一攝影場景圖；

第 1(b)圖係根據本發明第一較佳實施例說明第 1(a)圖的二位元前景影像示意圖；

第 1(c)圖係根據本發明第一較佳實施例說明在地平面上之具有高度 H 及半徑 R 之圓柱示意圖；

第 1(d)圖係根據本發明第一較佳實施例說明第 1(c)圖中圓柱之投影 M 示意圖；

第 2(a)圖係根據本發明第一較佳實施例，用以說明在監試區內四個移動目標之目標偵測機率分佈鳥瞰圖；

第 2(b)圖係根據本發明第一較佳實施例，用以說明在監試區內存在兩個假群集之四個移動目標之目標偵測機率分佈鳥瞰圖；

第 3 圖係根據本發明第一較佳實施例，用以說明本發明提出方法之流程圖；

第 4(a)至 4(d)圖係根據本發明第一較佳實施例，用以說明本發明提出方法之流程之例示意圖；

第 5 圖係根據本發明第二較佳實施例，顯示四支攝影機人工合成的攝影機場景圖；以及

第 6(a)~(c)圖係根據本發明第二較佳實施例，顯示四

支攝影機真實的攝影機場景圖。

【主要元件符號說明】

無。

十、申請專利範圍：

1. 一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標之方法，包含：

(a)以一目標偵測演算法分析多個攝影機場景之偵測結果，用以產生複數個分析資料；

(b)利用貝士(Bayesian)架構整合該等分析資料以建立一目標偵測機率(TDP)分佈；以及

(c)同時自動偵測與追蹤在該等監控場景中之複數個移動目標。

2. 如申請專利範圍第 1 項之方法，其中該等攝影機場景為二維(2D)攝影機場景且該等分析資料為二維(2D)之分析資料。

3. 如申請專利範圍第 1 或 2 項之方法，其中該目標偵測機率分佈係表示在由複數個攝影機所拍攝之一組前景影像中之各移動目標在地面位置之可能性，且為一事後機率分佈。

4. 如申請專利範圍第 1 或 2 項之方法，其中步驟(a)中之該目標偵測演算法為應用於該等攝影機場景之任一者與背景間之 2D 背景相減法。

5. 如申請專利範圍第 1 或 2 項之方法，其中步驟(b)中之該目標偵測機率分佈等於使新出現目標易於被偵測之機率 $G_1(X)$ 及提供連續影像間之時間域相關特性之機率 $G_2(X)$ 之總合，其中 X 為在地面之位置。

6. 如申請專利範圍第 1 或 2 項之方法，其中步驟(c)為一樣本管理程序，其更包含下列步驟：

(c-1) 樣本產生步驟，執行對應於該機率 $G_1(X)$ 之馬可夫鏈蒙地卡羅 (MCMC) 取樣法並自該目標偵測機率分佈產生多個樣本，以及執行對應於該機率 $G_2(X)$ 之循序蒙地卡羅 (SMC) 取樣法，以反覆更新及預測該等樣本之位置、權重及確認號碼；

(c-2) 樣本標示步驟，採用最大值可能性決定法則，將該等樣本分類；

(c-3) 新目標確認步驟，採用平均位移分群法聚集類似樣本，以標示新的確認號碼以及確認新的目標；以及

(c-4) 目標更新步驟，對任一新目標指定一個唯一的確認號碼，並將目標數目加一，或當目標之樣本數目低於預設門檻值時，移除該目標，並將該目標數目減一。

7. 一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標之系統，包含：

偵測分析機構，藉由一目標偵測演算法分析複數個攝影機場景，以產生相對應之複數個分析資料；

貝士 (Bayesian) 架構，整合該等分析資料以形成目標偵測機率分佈，用以偵測任何新出現目標以及提供連續影像間之時間域上的相關特性；以及

追蹤機構，提供該等攝影機場景中複數個移動目標之自動偵測與追蹤，以及將該偵測與追蹤轉換成一樣本管理過程。

8. 如申請專利範圍第 7 項之系統，其中該等攝影機場景為二維 (2D) 攝影機場景且該等分析資料為 2D 之分析資料。

9. 如申請專利範圍第 7 或 8 項之系統，其中該目標偵測機

率分佈係表示在由複數個攝影機所拍攝之一組前景影像中之各移動目標在一地面位置之可能性，且為一事後機率分佈。

10. 如申請專利範圍第 7 或 8 項之系統，其中該目標偵測演算法為應用於該 2D 攝影機場景之任一者與背景間之 2D 背景相減法。

11. 如申請專利範圍第 7 或 8 項之系統，其中該目標偵測機率分佈等於使新出現目標易於被偵測之機率 $G_1(X)$ 及提供連續影像間之時間域上相關特性之機率 $G_2(X)$ 之總合，其中 X 為在地面之位置。

12. 如申請專利範圍第 11 項之系統，其中該追蹤機構包含：
樣本產生模組，執行對應於該機率 $G_1(X)$ 之馬可夫鏈蒙地卡羅取樣法，並自該目標偵測機率分佈產生樣本，以及執行對應於該機率 $G_2(X)$ 之循序蒙地卡羅取樣法，以反覆更新及預測樣本之位置、權重及確認號碼；

樣本標示模組，採用一最大值可能性決定法則以區分樣本；

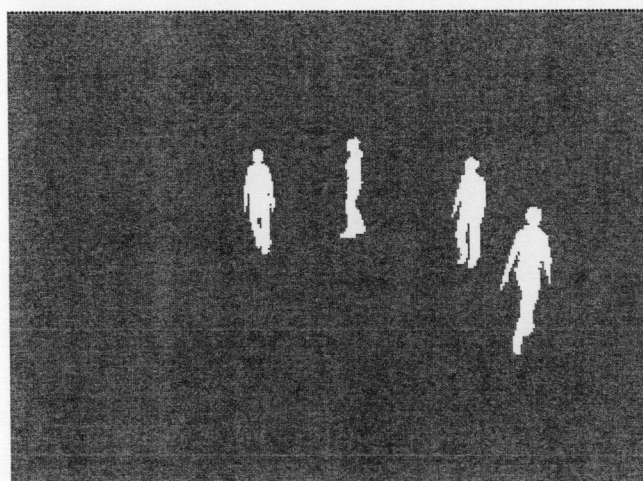
新目標找尋模組，採用一平均位移分群法聚集類似樣本，以重新標示確認號碼於樣本以及找出新目標；以及

目標更新模組，對一新目標指定一個唯一的確認號碼，並將目標數目加一，或當目標之樣本數目低於一預設之門檻值時，移除該目標，並將該目標數目減一。

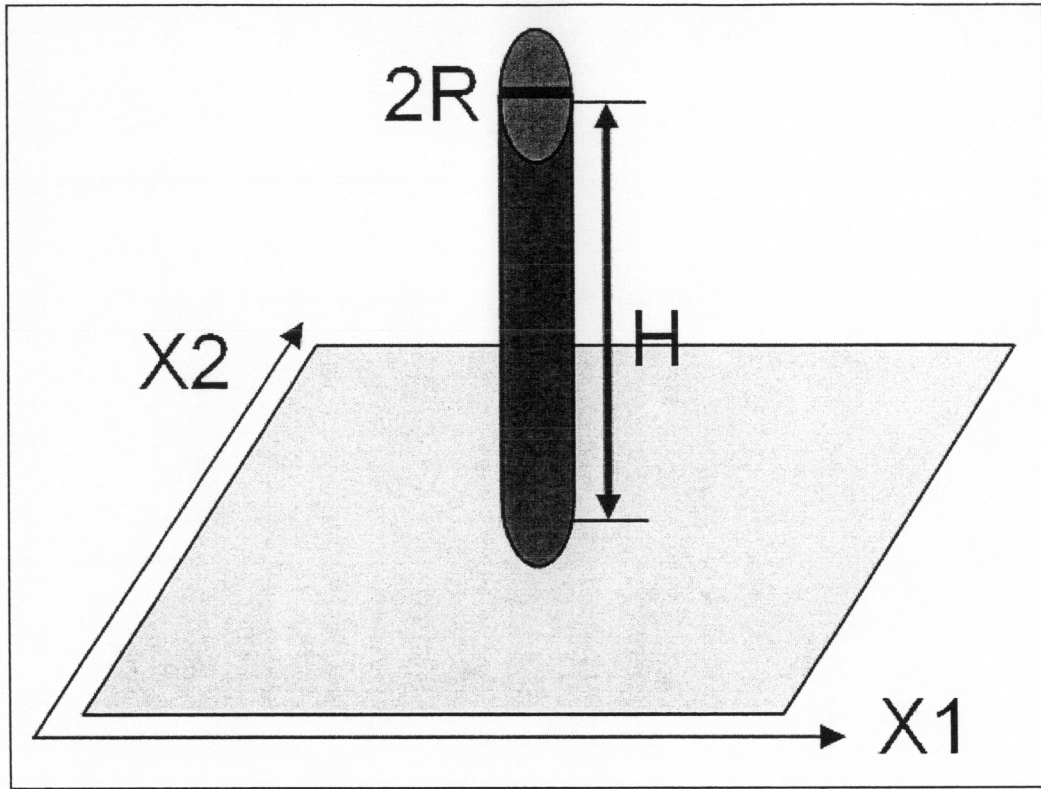
十一、圖式：



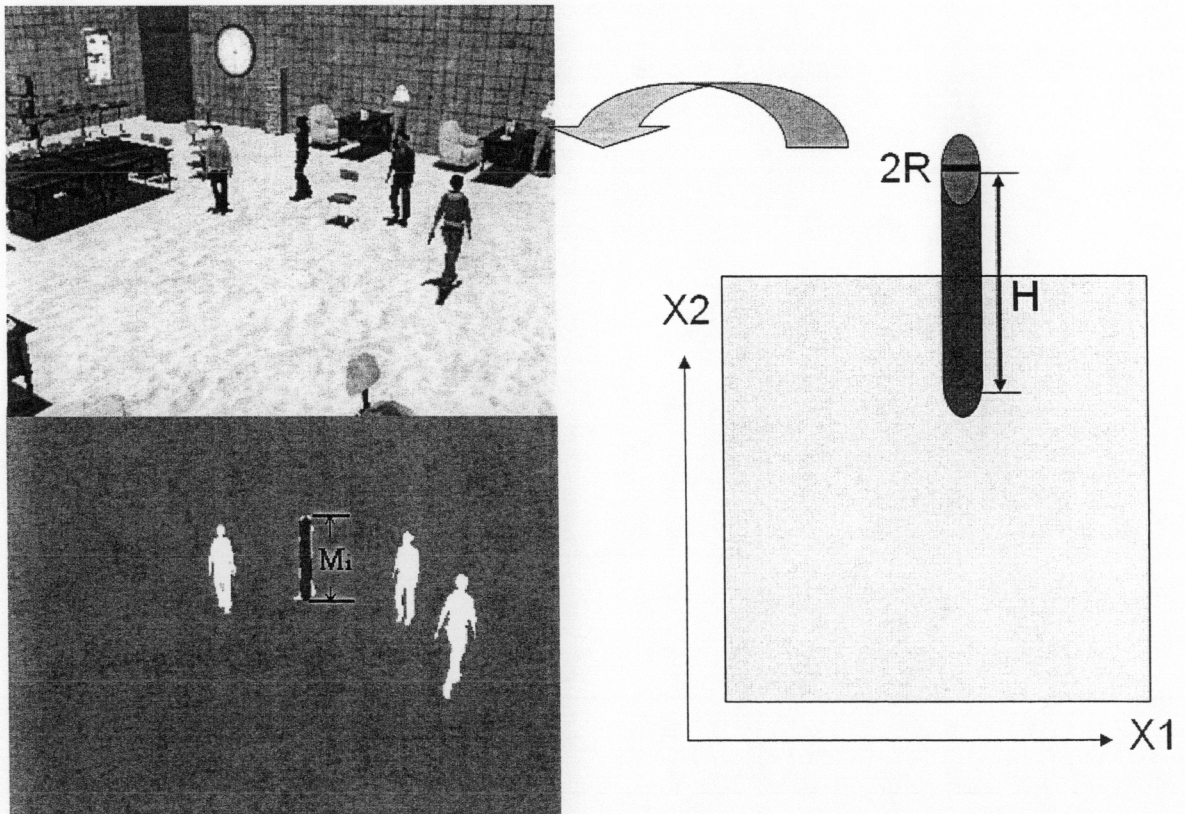
第 1(a)圖



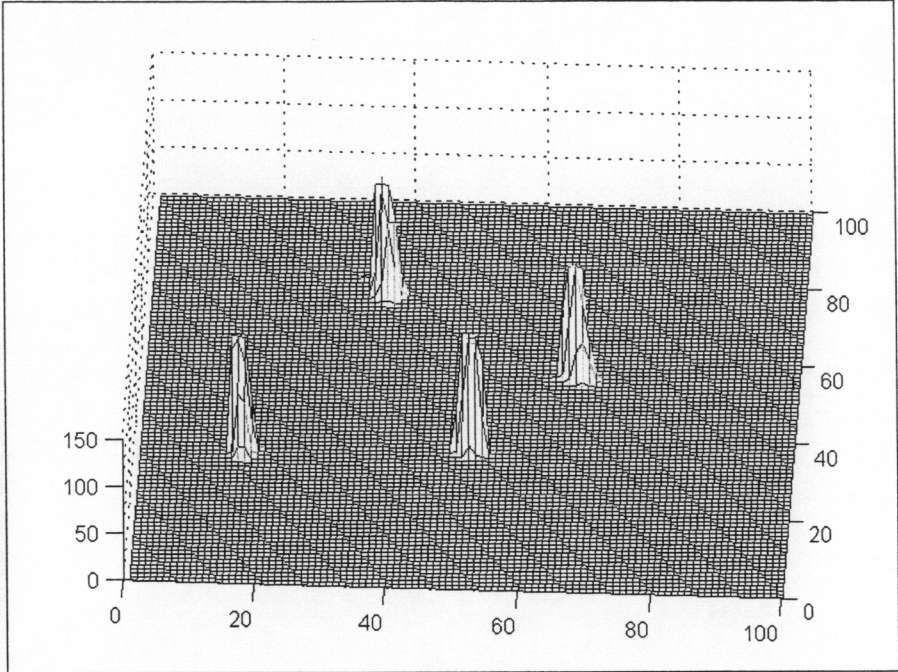
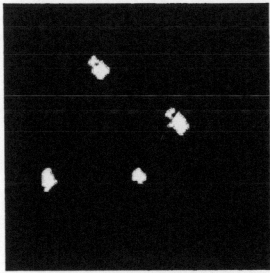
第 1(b)圖



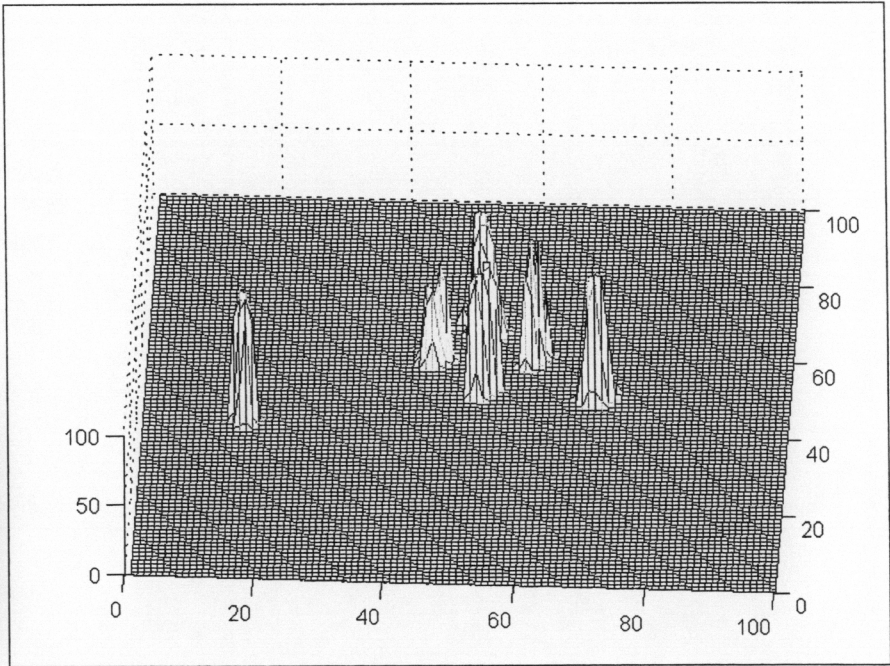
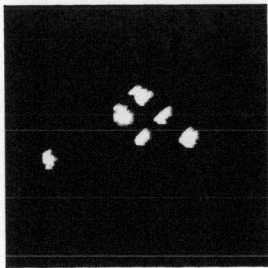
第 1(c)圖



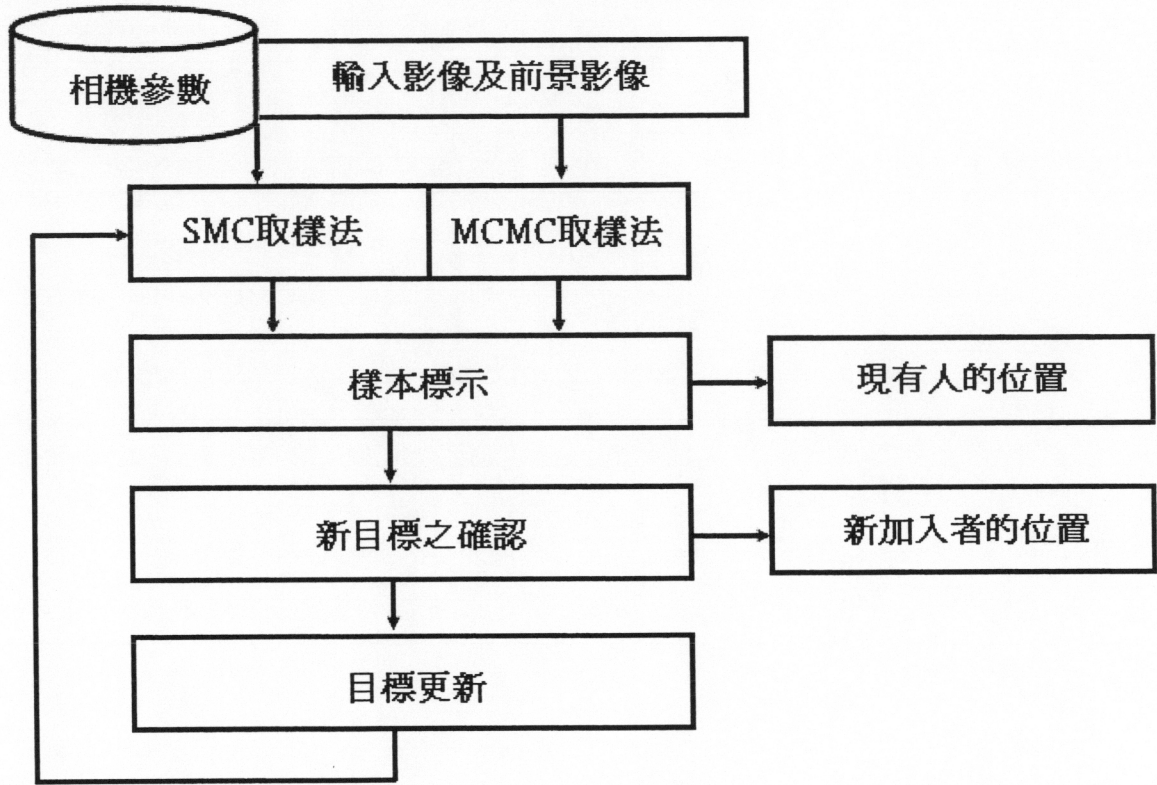
第 1(d)圖



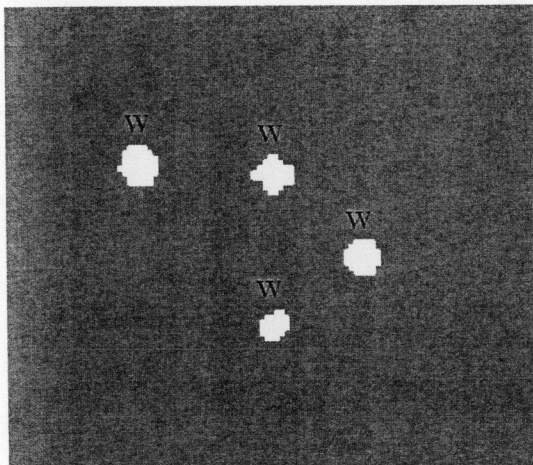
第 2(a)圖



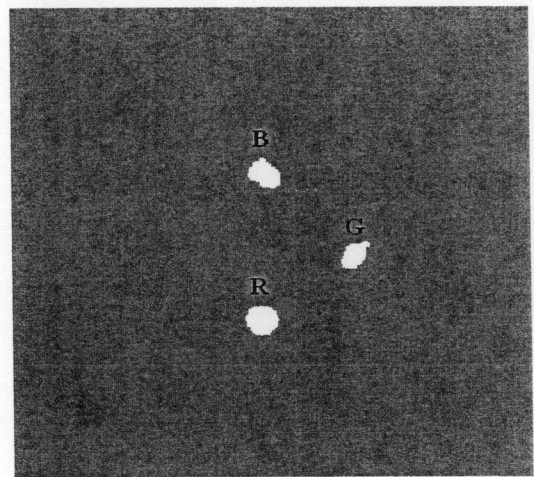
第 2(b)圖



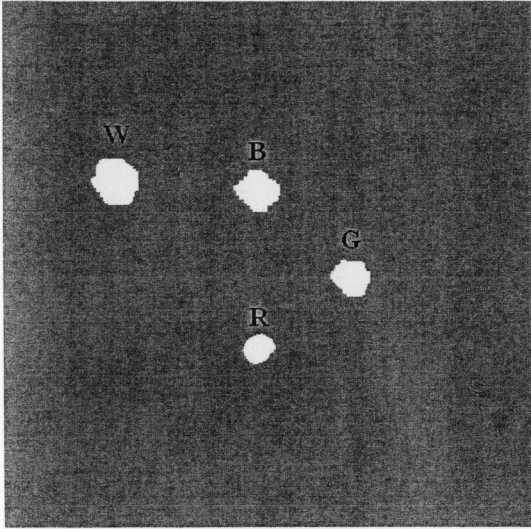
第 3 圖



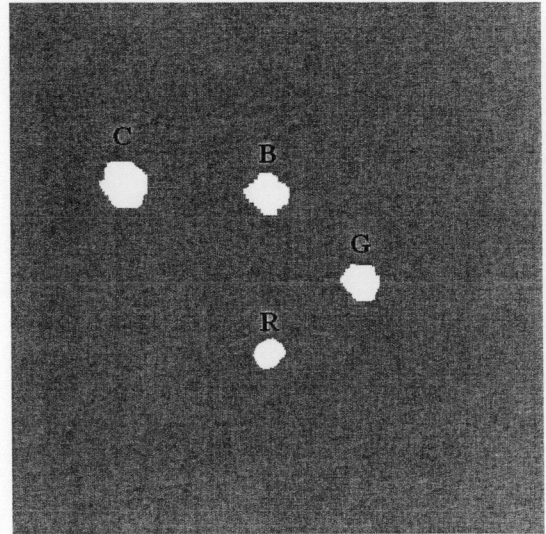
第 4(a)圖



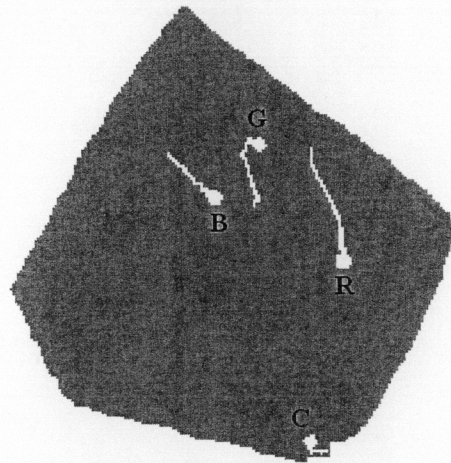
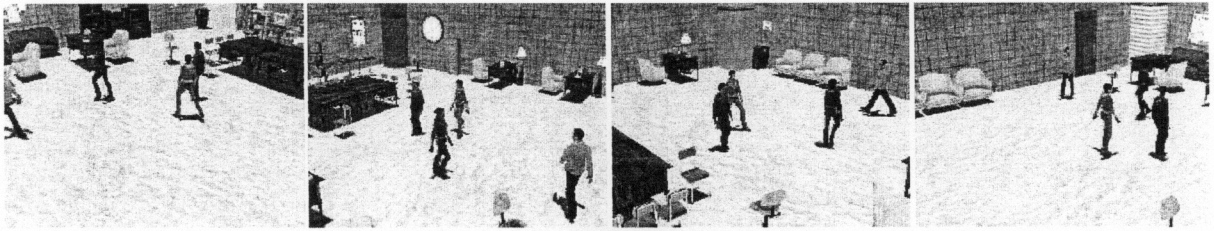
第 4(b)圖



第 4(c)圖



第 4(d)圖

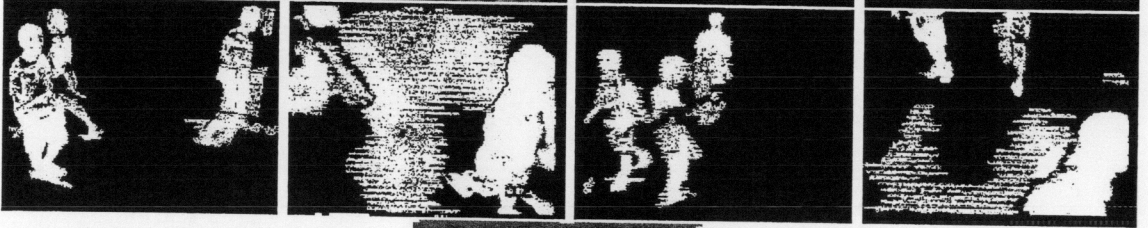


第 5 圖

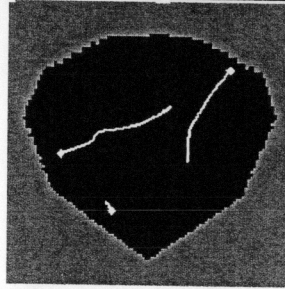
第 6(a)圖



第 6(b)圖



第 6(c)圖



發明專利說明書

PD1084600

(本說明書格式、順序及粗體字，請勿任意更動，※記號部分請勿填寫)

※申請案號：97150635

G06T 7/00 (2006.01)

H04N 7/18 (2006.01)

98 年 12 月 6 日 修正補充

※申請日期：97.12.25

※IPC 分類：

一、發明名稱：(中文/英文)

(2009 年 2 月 26 日修正)

利用多攝影機自動偵測與追蹤多目標的方法及系統

METHOD FOR AUTOMATIC DETECTION AND TRACKING OF MULTIPLE TARGETS

WITH MULTIPLE CAMERAS AND SYSTEM THEREFOR

二、申請人：(共 1 人)

姓名或名稱：(中文/英文)

國立交通大學

NATIONAL CHIAO TUNG UNIVERSITY

代表人：(中文/英文)

吳重雨/WU, CHUNG-YU

住居所或營業所地址：(中文/英文)

新竹市大學路 1001 號

1001 TA-HSUEH RD., HSINCHU, TAIWAN R.O.C.

國籍：(中文/英文)

中華民國/R.O.C

三、發明人：(共 2 人)

姓名：(中文/英文)

1. 黃敬群/HUANG, CHING-CHUN

2. 王聖智/WANG, SHENG-JYH

國籍：(中文/英文)

1. ~ 2. 中華民國/R.O.C

四、聲明事項：

主張專利法第二十二條第二項 第一款或 第二款規定之事實，其事實發生日期為：2008 年 10 月 18 日。

申請前已向下列國家（地區）申請專利：

【格式請依：受理國家（地區）、申請日、申請案號 順序註記】

有主張專利法第二十七條第一項國際優先權：

無主張專利法第二十七條第一項國際優先權：

主張專利法第二十九條第一項國內優先權：

【格式請依：申請日、申請案號 順序註記】

主張專利法第三十條生物材料：

須寄存生物材料者：

國內生物材料 【格式請依：寄存機構、日期、號碼 順序註記】

國外生物材料 【格式請依：寄存國家、機構、日期、號碼 順序註記】

不須寄存生物材料者：

所屬技術領域中具有通常知識者易於獲得時，不須寄存。

五、中文發明摘要：

本發明提供一種利用多攝影機自動偵測與追蹤多目標的方法及系統。對於每一監控攝影機的畫面，僅執行簡單的目標偵測(如背景相減法)來得到二維的偵測結果。透過一貝士架構，將多個二維的偵測結果快速整合到“目標偵測機率”之分佈，並基於一取樣原理架構，其結合馬可夫鏈蒙地卡羅(MCMC)取樣法、循序蒙地卡羅(SMC)取樣法以及平均位移分群法(Mean-Shift Clustering)來達成本發明之目的。本發明的方法及系統係以一致性的處理原則，同時分析多個目標物偵測與追蹤的問題。此外，透過人工合成視訊與實際場景影片之測試，可發現到本發明可正確地偵測與追蹤進出場景的多個目標物。

六、英文發明摘要：

The present invention provides a method for automatic detection and tracking of multiple targets in a multi-camera surveillance zone and system therefor. In each camera view of the system only a simple object detection algorithm is needed. The detection results from multiple cameras are fused into a posterior distribution, named TDP, based on the Bayesian rule. This TDP distribution indicates the likelihood of having some moving targets on the ground plane. To properly handle the tracking of multiple moving targets over time, a sample-based framework which combines Markov Chain Monte Carlo (MCMC), Sequential Monte Carlo (SMC), and Mean-Shift Clustering, is proposed. The detection and tracking accuracy is evaluated by both synthesized videos and real videos. The experimental results show that the proposed method and system can successfully track a varying number of targets accurately.

九、發明說明：

【發明所屬之技術領域】

本發明係關於一種多目標偵測與追蹤的方法及系統，尤指一種利用多攝影機自動偵測與追蹤多目標的方法及系統。

【先前技術】

隨著社會對安全與保全的需求不斷增加，利用多攝影機所建構的安全監控系統越來越受到重視。然而，在保全工作上，多攝影機監控系統依舊仰賴大量的人力，以執行即時監控的任務。由於保全人員的視覺監視，往往無法同時兼顧多支攝影機，並且在長時間工作後，監控人員的專注力往往隨之降低。因此，過去有一些相關的發明，嘗試將多台攝影機的監控影像，以貼圖的方式結合成一幅全景畫面，用以提升管理者的監控效率以減輕負擔。此類採用貼圖技術之方法稱為單應性對應(homography mapping)，此技術主要是在描述兩空間內平面間的對應關係，然而影像內容可能包含了許多不同平面，例如地平面與垂直牆面，故將兩影像勉強以此單應性對應方法貼合，將造成對應的誤差。

此外，亦有人提出希望藉由影像分析結果，主動警示管理者應注意的事件，而此類方法係直接分析單攝影機所取得的影像，並在影像域上進行複雜的目標偵測與追蹤，待單一攝影機影像分析單元結束後，隨後決定多攝影機之間屬於同一目標的對應關係，以建立多支攝影機的資訊整

合。由於此方法係直接在影像域上面進行分析，故將會面臨光源變化、多目標相互遮蔽、與環境光影等多項不確定因素的影響，而此往往使得系統分析結果不穩定，容易產生大量誤警報。

為更明確揭露本發明與習知技術之間的差異，茲比較與本發明最接近之習知技術如下。

在 2005 年 9 月 27 日美國公告第 6950123B2 號(此後稱為習知技術 1)之專利文獻中，其揭露：(a)系統首先利用包括以單應性對應(homography mapping)為基礎的攝影機校正組件、人工目標選定、以及感興趣區(Region of interesting)定義等，來初始化系統追蹤之處理，其中該人工目標選定之功能給予系統被追蹤目標的初始位置；該感興趣區(Region of interesting)定義一封閉結構環境(譬如足球場)；以及該單應性對應(homography mapping)敘述二維(2D)攝影機場景與三維(3D)世界平面(world plane)間之關係；(b)目標偵測及追蹤係於每一 2D 攝影機場景中執行，且由一動作偵測模組、一連接組件模組以及許多針對不同目標之 2D 目標追蹤器來完成；以及(c)不同目標位置係背投影至 3D 世界平面作為最終資料整合之用。

然而，上述該習知技術 1 與本發明之差異在於：(a)習知技術須手動選擇被追蹤的目標，但本發明可自動偵測及追蹤目標(將於稍後說明)；(b)該習知技術 1 僅適用於長距離監控的單應性對應(homography mapping)，但並不適用於一般的監視區域，惟本發明可適用於一般狀況的 3D 轉 2D

之投影矩陣(將於稍後說明); (c)該習知技術 1 限制監視區域為一封閉架構環境(例如足球場), 惟本發明並不受此限制(將於稍後說明); 以及(d)該習知技術 1 直接解決在 2D 影像域上的複雜追蹤及相關問題, 故其勢必需要面對許多在照明變異、多目標相互遮掩以及陰影效應之挑戰, 再者, 此方式與本發明所採用的方式亦不相同。

此外, 2006 年 12 月 21 日美國公開第 2006/0285723 A1 號(此後稱為習知技術 2)為一種用以追蹤分布在攝影機網路區域中之目標的方法, 其揭露: (a)在系統開始運作前, 先經由訓練過程產生攝影機網路的拓撲鄰近(topological proximity)模型。當系統開始運作時, 使用者於第一攝影機場景中手動選擇所追蹤的目標; (b)系統對感興趣的目標產生目標模型, 該目標模型包含色彩特徵、形狀特徵以及組織特徵; (c)系統在 2D 攝影機場景中執行背景相減(動態偵測)及質點追蹤(目標追蹤); (d)如果一目標移出目前攝影機場景範圍, 該系統依據拓撲鄰近模型來判斷, 以將該目標模型轉移至適當之鄰近攝影機以持續追蹤離開的目標。

上述習知技術 2 與本發明之差異在於: (a)習知技術 2 須手動選擇被追蹤的目標, 然而本發明可自動偵測及追蹤目標; (b)習知技術 2 係直接在 2D 影像域上討論複雜的目標物追蹤及相關問題, 惟此方式與本發明所採用的方式不相同。

此外, 2007 年 6 月 7 日之美國公開第 2007/0127774 A1 號(此後稱為習知技術 3)為一種自視訊串流偵測及追蹤目標

之系統，其中該習知技術 3 揭露：(a)在視訊中偵測移動畫素並將該等移動畫素聚集成移動區塊；(b)根據該等移動區塊自動確認目標；(c)追蹤及管理在視訊中已追蹤到的目標。習知技術 3 與本發明之差異在於：習知技術 3 係直接在 2D 影像域上討論複雜的目標物追蹤及相關問題，此方式與本發明所採用的方式(稍後說明)不相同。再者，習知技術 3 偏重於單攝影機處理。

此外，2003 年 7 月 3 日之美國公開第 2003/0123703 A1 號(此後稱為習知技術 4)，其揭露：(a)系統要求使用者定義一搜尋區或監視區，許多影像裝置係被設置用以監視該搜尋區，同時相鄰攝影機的視野相互重疊；(b)單應性對應矩陣則依據世界平面(world plane)中之多重地標點與影像中的對應點來決定。所有攝影機場景整合成具有整體座標系統的整體影像；(c)此系統在該經整合的整體影像中執行背景相減(動態偵測)及目標追蹤。

習知技術 4 與本發明之差異在於：(a)習知技術 4 係採用僅適用於長距離監控的單應性對應，然而本發明係採用較適用於一般狀況之 3D 轉 2D 投影矩陣；(b)習知技術 4 解決在整合整體影像中的偵測及追蹤問題，且該整體影像係經由單應性對應關係，以疊合多攝影機場景成一整體平面所構成，然而其並不能完全表達 3D 深度資訊。

鑑於上述習知技術之缺失，本發明在此提出一種利用多攝影機自動偵測與追蹤多目標的方法及系統，其能將多個單攝影機在各自影像域上所分析得到的結果，整合至三

維空間域上，並可在空間域上進行多移動目標物的偵測與追蹤，進而能協助監控管理員有效率地管理多攝影機監控系統。

【發明內容】

本發明之目的係提供一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標之系統與方法，其在二維影像域的分析僅需要在影像域上進行簡單的移動物偵測分析(例如背景相減)，即可達到穩定準確的結果。

本發明之另一目的係提供一種有效率的資訊整合技術，其將多台單攝影機在個別影像域上所拍攝的移動物偵測結果，彙整於一代表移動物件在地平面不同位置出現之可能性的事後機率分佈(*posterior distribution*)，以有效整合多攝影機的資訊。

本發明之再一目的係提供一種可同時完成偵測與追蹤多個移動物體之系統，其將移動物之偵測與追蹤轉化成三維空間域上之機率取樣點管理程序，藉以讓系統可隨時偵測到新進入場景的多個物體，且分別給予唯一的確認號碼，並持續追蹤，直到物體離開監控場景。

本發明之另一目的係提供一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標之方法，其運算速度可符合實際應用系統之要求。

為達上述目的，本發明之利用多攝影機偵測與追蹤多目標之方法，包含下列步驟：(a)以一目標偵測演算法分析多個 2D 攝影機場景，以產生複數個 2D 分析資料；(b)利用

一貝士架構 (Bayesian framework) 整合該等 2D 分析資料，使用者設定目標物可能出現位置的先前知識，以及系統依據過去觀察來預測目標物位置的先前知識，以形成目標偵測機率分佈，其中該目標偵測機率分佈係表示根據複數個攝影機所拍攝之一組前景影像，推測移動目標在不同地面位置之可能性，且其為一事後機率分佈；以及 (c) 同時自動偵測與追蹤在監控場景中之複數個移動目標。

如所述之方法，其中該目標偵測演算法為應用於任一該 2D 攝影機場景及一背景間之 2D 背景相減法。

如所述之方法可應用於 IP 相機、數位錄影機、視訊監視系統、人機介面軟體、通訊電子設備 (諸如 3G 行動電話)、交通控制系統以及保全系統等。

如所述之方法，其中在該步驟 (b) 中，該目標偵測機率分佈係由兩部分機率 $G_1(X)$ 與 $G_2(X)$ 之總合所組成，其中 X 為在地面之一位置，機率 $G_1(X)$ 為由目標物出現位置的可能性函式與使用者設定目標物位置之先前機率所決定之機率，以及機率 $G_2(X)$ 為由目標物出現位置的可能性函式以及過去時間系統自動學習並預測目標物位置之先前機率所決定之機率。

如所述之方法，其中該步驟 (c) 為一樣本管理程序，其更包含下列步驟：(1) 樣本產生步驟，執行對應於該 $G_1(X)$ 之馬可夫鏈蒙地卡羅取樣法，並自該 $G_1(X)$ 機率分佈產生新樣本，以及執行對應於該 $G_2(X)$ 之循序蒙地卡羅取樣法，用以反覆更新及預測既有樣本之新位置、權重及確認號碼；(2)

樣本標示步驟，採用一最大值可能性決定法則以標示新樣本；(3)新目標確認步驟，採用一平均位移分群法(Mean Shift)聚集未被標示之類似樣本，以重新標示確認號碼於未被標示樣本以及找出新目標；以及(4)目標物資訊更新步驟，對任一新目標指定一個唯一的確認號碼，並將目標物數目加一，或當目標之樣本數目低於一預設之門檻值時，移除該目標，並將該目標數目減一。

為達到上述目的，本發明提供一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標之系統，其係包含：一偵測分析機構，以一目標偵測演算法分析複數個 2D 攝影機場景以產生相對應複數個 2D 分析資料；一貝士架構，整合該等 2D 分析資料、使用者設定目標物可能出現位置的先前知識、以及系統依據過去觀察來預測目標物位置的先前知識，用以形成目標偵測機率分佈，其中該目標偵測機率分佈係表示根據複數個攝影機所拍攝之一組前景影像，推測移動目標在不同地面位置之可能性，且其為一事後機率分佈；以及一追蹤機構，提供監控場景中複數個移動目標之自動偵測與追蹤，以及將該偵測與追蹤機制轉換成一樣本管理過程。

如所述之系統，其中該目標偵測演算法為應用於任一該 2D 攝影機場景及一背景間之 2D 背景相減法。

如所述之系統係應用於 IP 相機、數位錄影機、視訊監視系統、人機介面軟體、通訊電子設備(諸如 3G 行動電話)、交通控制系統以及保全系統等。

如所述之系統，其中該目標偵測機率分佈係由兩部分

機率 $G_1(X)$ 與 $G_2(X)$ 之總合所組成，其中 X 為在地面之一位置，機率 $G_1(X)$ 為由目標物出現位置的可能性函式與使用者設定目標物位置之先前機率所決定之機率，以及機率 $G_2(X)$ 為由目標物出現位置的可能性函式以及過去時間系統自動學習並預測目標物位置之先前機率所決定機率。

如所述之系統，其中該追蹤機構包含：一樣本產生模組，執行對應於該 $G_1(X)$ 之馬可夫鏈蒙地卡羅取樣法，並自該 $G_1(X)$ 機率分佈產生新樣本，以及執行對應於該 $G_2(X)$ 之循序蒙地卡羅取樣法，以反覆更新及預測既有樣本之新位置、權重及確認號碼；一樣本標示模組，採用一最大值可能性決定法則，以標示新樣本；一新目標找尋模組，採用一平均位移分群法聚集未被標示之類似樣本，以重新標示確認號碼於未被標示樣本以及找出新目標；以及一目標物資訊更新模組，對新目標指定一個唯一的確認號碼，並將目標物數目加一，或當目標之樣本數目低於一預設之門檻值時，移除該目標，並將該目標數目減一。

本發明之目的以及所欲達成的效果，可以經由下列的實施方式，得到更深入的了解。惟實施方式為本發明之一實施例，本發明並不以此為限。

【實施方式】

為了改善習知技術中單應性對應所造成對應的誤差、在影像域上進行複雜的目標偵測與追蹤、以及需手動選擇偵測的目標等缺點，本發明提出一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標的方法及系統。相對於習知技術，本發明僅需

要在 2D 影像域上進行相對簡單的移動物偵測分析，便可隨時偵測到新進入場景的多個目標，分別給予適當的確認號碼並持續追蹤，直到這些目標離開監控場景。以下關於本發明之說明僅是舉例，目的在使熟知本領域之人士充分瞭解，而非用於限制本發明。

以下則結合實施例而對本發明之具體實施方案進行詳細說明。

首先，本發明第一較佳實施例係提出一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標之方法，其包含下列步驟：

(a)以一目標偵測演算法分析複數個 2D 攝影機場景以產生相對應複數個 2D 分析資料-即前景影像；(b)利用一貝士架構(Bayesian framework)整合該等 2D 分析資料，使用者設定目標物可能出現位置的先前知識，以及系統依據過去觀察來預測目標物位置的先前知識，以形成目標偵測機率(target detection probability, TDP)分佈，該目標偵測機率分佈係表示-根據複數個攝影機所拍攝之一組前景影像，推測移動目標在不同地面位置之可能性，且為一事後機率分佈；以及(c)同時自動偵測與追蹤在監控場景中之複數個移動目標。

在本發明中，將採用靜態攝影機並且事前校正攝影機與 3D 空間的幾何關係。本發明的方法旨在結合一組 2D 攝影機場景的偵測結果以形成一整體 3D 場景，並在 3D 場景上進行自動目標物偵測與追蹤，故單一 2D 影像的分析不需要進行複雜運算與判斷，僅須將影像資訊進行初步過濾，

以供資訊整合。在該步驟(a)中，該 2D 目標偵測演算法 (object detection algorithm) 可為一簡單的目標偵測演算法 (譬如，2D 背景相減法)。對每一攝影機來說，其參考背景係依高斯混合模型 (Gaussian mixture model) 而建立，其中可依畫素 (pixel) 方式計算目前影像與參考背景間訊框 (frame) 差異，用以產生前景影像。附件 1 及第 1(a) 圖係根據第一較佳實施例分別顯示一攝影機場景及其二位元前景影像。

在完成前述 2D 目標偵測分析後，接下來利用上述步驟 (b) 整合該等 2D 分析資料並形成一稱為目標偵測機率分佈的事後機率分佈。此目標偵測機率分佈係利用貝士定理 (Bayes rule) 來估算其分佈，並根據一系列多支攝影機中偵測的前景影像，推測移動目標在不同地面位置之可能性，其中該貝士定理 (Bayes rule) 如下式：

$$p(X|F_1, \dots, F_N) \propto p(X)p(F_1, \dots, F_N|X) \quad (1)$$

其中 X 表示在地平面上的位置 (x_1, x_2)， N 為在多攝影機系統中的靜態攝影機的數目， F_i 表示自第 i 個攝影機場景經 2D 分析所偵測的前景影像。

假設 (m, n) 為表示在前景影像上之畫素座標，則該前景影像 F_i 可以下式表示：

$$F_i(m, n) = \begin{cases} 1, & \text{若 } (m, n) \in \text{前景區域} \\ 0, & \text{若 } (m, n) \notin \text{前景區域} \end{cases} \quad (2)$$

此外，當 X 在地平面時，假設來自不同攝影機場景的前景影像彼此間為有條件獨立 (conditionally independent)

，亦即，上述(1)式也可寫成：

$$p(X)p(F_1, \dots, F_N|X) = p(X) \prod_{i=1}^N p(F_i|X) \quad (3)$$

另一方面，為簡化上述公式，將位於地面位置 X 的 3D 移動目標約略設成如第 1(b) 圖中具有高度 H 及半徑 R 的圓柱。根據第 i 支攝影機的預先校正投影矩陣，將此圓柱投影至第 i 個攝影機場景，以取得如第 1(c) 圖所示的投影影像 M_i ，其數學上的表示為：

$$M_i(m, n) = \begin{cases} 1, & \text{若}(m, n) \in \text{投影區域} \\ 0, & \text{若}(m, n) \notin \text{投影區域} \end{cases} \quad (4)$$

該投影影像 M_i 及該前景影像 F_i 的重疊區域經過知覺透視投影校正後，可提供一個關於 $p(F_i|X)$ 的合理估算。亦即，如果投射區域 M_i 大幅重疊偵測結果 F_i ，則極可能有一移動目標位於該地面位置 X 上。因此，將 $p(F_i|X)$ 定義如下：

$$p(F_i|X) = \iint F_i(m, n) M_i(m, n) dm dn / \iint M_i(m, n) dm dn \quad (5)$$

此外，在公式(1)中的 $p(X)$ 表示為發現一個在 X 位置移動目標物的先前確信機率。在本發明的方法中，考慮兩種不同的先前機率， $p_1(X)$ 及 $p_2(X)$ 。首先選擇第一先前機率 $p_1(X)$ ，其代表使用者設定目標物可能出現位置的先前知識，可依情形不同而改變。在本實施例中，對監視區內之每一個地面位置指定一相同機率。亦即：

$$p_1(X) = \begin{cases} \frac{1}{W}, & \text{若} X \in \text{監視區} \\ 0, & \text{若} X \notin \text{監視區} \end{cases} \quad (6)$$

其中 W 為在監視區內之地平面的總面積。該監視區係由所有攝影機的重疊視野所決定。其次選擇第二先前機率

$p_2(X)$ ，其定義為 $p(X^t|F^{t-1})$ ，其中 $F^{t-1} = \{F_1^{t-1}, F_2^{t-1}, \dots, F_N^{t-1}\}$ 。此先前機率係基於自先前觀察所得的確信而於目前在 X 位置的估算機率。基本上，此先前函數考慮物體隨時間移動的連續性性質，並可經由 Chapman-Kolmogorov 方程式以下式表示：

$$p_2(X) \equiv p(X^t|F^{t-1}) = \int p(X^t|X^{t-1})p(X^{t-1}|F^{t-1})dX^{t-1} \quad (7)$$

注意在公式 (7) 中， $p(X^t|X^{t-1})$ 為一動態預測模型以及 $p(X^{t-1}|F^{t-1})$ 為在 t-1 時的目標偵測機率 (TDP) 分佈。

該第一先前機率 $p_1(X)$ 及該第二先前機率 $p_2(X)$ 皆提供了目標物位置的先前知識，且資訊互補。如果單純選用 $p_1(X)$ ，則每一地面位置發現目標物的先前資訊的機率相同，因而公式 (1) 主要由可能性函數 (likelihood function) $p(F_1, \dots, F_N|X)$ 所支配，由於發現目標物的先前資訊的機率相同，任何位置出現的新目標都有相同被偵測的可能性，不致於降低系統偵測新目標物的能力，然而該第一先前機率 $p_1(X)$ 並不能將物體在連續訊框間移動的連續性性質適切地包含在內。另一方面，該第二先前機率 $p_2(X)$ 主要偏重於物體隨時間移動的連續性性質所累積的先前資訊，但卻有可能造成在偵測新進入者上的效能不彰。

為折衷這兩種選擇，本發明提出一綜合先前機率並定義該目標偵測機率分佈之方式，其如下式所示：

$$\begin{aligned} TDP &\equiv (p_1(X) + p_2(X))p(F_1, \dots, F_N|X) \\ &= p_1(X)p(F_1, \dots, F_N|X) + p_2(X)p(F_1, \dots, F_N|X) \\ &\equiv G_1(X) + G_2(X) \end{aligned} \quad (8)$$

其中 $G_1(X) \equiv p_1(X)p(F_1, \dots, F_N|X)$ 。
 $G_2(X) \equiv p_2(X)p(F_1, \dots, F_N|X)$ 。

一般來說，目標偵測機率分佈(TDP)係由數個群集構成，每一群集代表在地平面上的一移動目標。因此，多移動目標的偵測可被視為在該 TDP 分佈上的群集問題，然而這些目標物在時間域上的持續追蹤，可被視為在處理跨不同時間點之間不同群集的對應關聯性。

參照第 2 圖，其係根據本發明第一較佳實施例之目標偵測機率分佈在兩個時間點的分布情況及其相對應俯視圖，其中第 2(a)圖係顯示在偵測區內四個移動目標的目標偵測機率分佈。本實施例係整合四支攝影機的偵測結果，至於如何將該 TDP 分佈應用於多目標的偵測及追蹤，將於稍後敘明。

一些假群集(fake clusters)偶爾也會發生於該 TDP 分佈中。此通常在一位於地平面位置的圓柱投影至攝影機場景後，意外地與該等攝影機場景上的前景罩(foreground mask)相吻合時發生，然而實際上該地平面位置上並無目標物。

接著參照第 2(b)圖，其係顯示四個移動目標在有兩個假群集存在的目標偵測機率分佈，其中該目標偵測機率分佈不僅包括四個真實群集，而且也包括兩個額外的假群集。幸運地是，這些假群集能藉由檢查其時間域上的連續移動特性而將其與真群集做有效的區分。一般而言，假目標若非具有一些時間域上的不連續特徵不然就是具有較短的生命週期，而這兩種性質使本發明可有效排除這些假目標。

在上述步驟(c)中，多目標的偵測與追蹤可轉換成一個樣本管理程序(sample management process)。參照第3圖，其係顯示本發明第一較佳實施例之樣本管理程序的方塊圖。該樣本管理程序包含四個主要步驟，分別為樣本產生步驟、樣本標示步驟、新目標確認步驟以及目標更新步驟。在此將上述每一步驟的細節解釋如下。

(c-1)樣本產生步驟：

由於考量兩種不同類型的先前機率，故經由二種不同的機制來實行該樣本產生步驟，其一為藉由混合馬可夫鏈蒙地卡羅(Markov Chain Monte Carlo, MCMC)取樣法對該先前機率 $G_1(X)$ 進行取樣，然而另一個機制為藉由循序蒙地卡羅(Sequential Monte Carlo, SMC)取樣法來對該先前機率 $G_2(X)$ 執行取樣。此二種取樣法(MCMC與SMC)將詳細說明如下。

該MCMC取樣法為一種用來對機率模型(probabilistic model)取樣之熱門技術。在本發明之實施例中，係使用該MCMC取樣法自該先前機率 $G_1(X)$ 產生多個樣本，其中該 $G_1(X)$ 係歸納多個攝影機場景之2D偵測結果。由於該先前機率 $G_1(X)$ 通常包含窄峰，故一般所採用的Metropolis取樣法並非一合適選擇。因此本發明係採用一種混合內核(mixture hybrid kernel)，其包含兩種具有不同提議分佈(proposal distribution)之Metropolis取樣法。在此，該等提議分佈分別以 $N(\mu, \sigma_1^2)$ 與 $N(\mu, \sigma_2^2)$ 表示，其中若選擇夠大的標準差 σ_1 ，則該取樣法可允許跨峰之間取樣點的產生；若選擇夠

小的標準差 σ_2 ，則上述取樣法產生代表單一窄峰內細微訊息的取樣點。該等混合權重 (mixture weight) 則分別表示為 V_1 及 $(1-V_1)$ 。

於下列第一演算法及第二演算法中詳細敘述自該先前機率 $G_1(X)$ 產生 K 個樣本的過程。此外，在此步驟中，每個樣本的確認號碼 (ID) 標示為 "未定 (undecided)"。

第一演算法 (混合 MCMC 取樣法 (MMS))：

假設分佈為 $G_1(X)$ ，並且提議函數為 $N(\mu, \sigma_1^2)$ 與 $N(\mu, \sigma_2^2)$ 以及混合權重為 V_1 及 $(1-V_1)$ ：

(1) 任意選擇第一個起始樣本 $X^{(0)}$ ；

(2) i 自 0 增加到 K ；

於 $(0,1)$ 區間之均勻分佈內產生一隨機值 U ；

若 $U < V_1$ ，則基於 $G_1(\cdot)$ 、 $N(X^{(i)}, \sigma_1^2)$ 以及 $X^{(i)}$ 以 Metropolis 取樣法取得 $X^{(i+1)}$ ，亦即 $X^{(i+1)} = MS(G_1(\cdot), N(X^{(i)}, \sigma_1^2), X^{(i)})$ ，否則，基於 $G_1(\cdot)$ 、 $N(X^{(i)}, \sigma_2^2)$ 以及 $X^{(i)}$ 以 Metropolis 取樣法取得 $X^{(i+1)}$ ，亦即 $X^{(i+1)} = MS(G_1(\cdot), N(X^{(i)}, \sigma_2^2), X^{(i)})$ ；

(3) 放棄前 d 個樣本。

第二演算法 (Metropolis 取樣法 (MS)，其中函數為 $MS(G(\cdot), f(\cdot), X)$)：

(1) 基於機率密度函數 $f(\cdot)$ 隨機產生一候補樣本 (candidate sample) X^* ；

(2) 於 $(0,1)$ 區間之均勻分佈內隨機產生一樣本 W ；

(3) 若 $W < \min\{1, \frac{G(X^*)}{G(X)}\}$ ，則輸出等於 X^* ，否則輸出等於 X 。

該循序蒙地卡羅 (SMC) 取樣法為藉由一組具有不同權

重之樣本來表示事後機率分佈 (posterior distribution) 的技術。爲了產生樣本，此方法通常選擇與前一時刻之事後機率分佈直接相關的分佈爲提議分佈 (proposal distribution)。此機制使該 SMC 非常適合進行遞歸預測 (recursive prediction) 與更新的過程，以模擬隨時間上更新而連續性變化的分布。本發明採用一個稱爲循序權重取樣 (SIS) (爲權重取樣 (importance sampling) 演算法的延伸) 的演算法以實現該 SMC 取樣法。

假設在先前時刻 (t-1) 已基於先前的 TDP，即 $p(X^{t-1}|F^{t-1})$ ，取得一組 S 樣本 $\{X^{(i),t-1}\}_{i=0\sim S-1}$ ，這些樣本具有相同的權重 $\{q^{(i)}\}_{i=0\sim S-1}$ ，亦即， $q^{(i)}=1/S$ (其中 $i=0\sim S-1$)。同時該等樣本的分佈基本上足夠代表 $p(X^{t-1}|F^{t-1})$ 。對每一個樣本 $X^{(i),t-1}$ ，假設其動態移動模型採用均勻分佈 (uniform distribution)，亦即假設：

$$p(X^{(i),t}|X^{(i),t-1}) = \begin{cases} \frac{1}{\pi R^2}, & \text{若 } |X^{(i),t} - X^{(i),t-1}| < R \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

其中 R 爲一預設半徑。藉由基於上述動態移動模型，任意移動每一個樣本，可得到一組新樣本 $\{X^{(i),t}\}_{i=0\sim S-1}$ ，基本上該組新樣本代表如上述方程式 (7) 中所示的時間域上先前分佈 (temporal prior distribution) $p_2(X) \equiv p(X^t|F^{t-1})$ 。在此值得注意的是，該等新樣本在目前階段仍具有相等的權重 $\{q^{(i)}\}_{i=0\sim S-1}$ 。

然後，對該等新樣本實施一權重取樣 (importance sampling) 程序。在此程序中，對一個樣本 $X^{(i),t}$ 調整其權重爲：

$$w^{(i)} = q^{(i)} \cdot p(F_1, \dots, F_N | X^{(i)'}) \quad (10)$$

由於 $q^{(i)}$ 具有相同權重 (equal-weighted)，故 $w^{(i)}$ 與可能性函數 $p(F_1, \dots, F_N | X^{(i)'})$ 成正比。因此，在任意移動及權重取樣後，將可取得一組新的不相等權重樣本 $\{X^{(i)'}\}_{i=0 \sim S-1}$ ，以傳達有關機率 $G_2(X)$ 分佈的訊息。該第二先前機率 $G_2(X)$ 的可能性函數 $p(F_1, \dots, F_N | X')$ 部分以樣本權重來表示，然而該機率 $G_2(X)$ 的先前機率 $p(X)$ 部分以樣本分佈來表示。

最後，為避免退化問題，本發明採用再取樣 (re-sampling) 程序以將該等不相等權重的樣本轉換成一組新的權重相等的樣本。此過程將具有較大權重的樣本轉換成較多而具有相等權重的樣本，同時將具有較小權重的樣本轉換成較少而具有相等權重的樣本。經過再取樣程序後，每一樣本權重變成相同，而所有樣本代表關於 $G_2(X)$ 機率分佈的所有資訊。

此外，由該混合 MCMC 取樣法所產生的該等樣本亦被指定固定權重。藉由適當地結合由該混合 MCMC 取樣法所產生的該等樣本與由該 SMC 取樣法所產生的樣本，形成一組具有相等權重的樣本，用以代表有關於該 TDP 分佈 $p(X' | F_1, \dots, F_N)$ 之資訊。如此，相同程序可再次重複，並可根據該等具有相等權重的樣本在下個時刻估算該 TDP 分佈。

(c-2) 樣本標示步驟：

對每一樣本 X 指定一個確認號碼 (ID)。如果在時間 t 時，樣本 X 之 ID 被指定為 H_k ，意味該目標 H_k 可能有機會在該時刻出現在 X 位置。在該樣本產生步驟中，藉由該混

合 MCMC 取樣法所產生的樣本原先被標示為“未定 (undecided)”，在此步驟中其 ID 將被標示。另一方面，除了一些樣本外，大多數以該 SMC 取樣法所產生的樣本皆已被標示為“已決定 (decided)”，且其 ID 遺傳自其前一時刻對應的父母樣本。在此樣本標示步驟中，主要作用在於對該等“未定”樣本之每一者指定一個合適的 ID。在本實施例中，一群具有相同 ID 之樣本代表在地平面上之一目標物可能位置的機率分佈。在連續時刻時，具有相同 ID 之那些樣本表示該目標持續隨時間變化的移動軌跡。

假設在先前時刻已找出在監視區內的地平面上的 M 個目標 $\{H_0, H_1, H_2, \dots, H_{M-1}\}$ 。若將該地平面視為 2D 特徵空間以及將地面位置 X 視為一特徵點，則 ID 指定問題將可被視為一種典型的分類問題。此外，由於在目前位置可能有一些新目標出現，故額外加入一個目標 H_M 來處理由新出現者所造成的這些樣本。

為標示該等“未定”樣本，必須先為每一目標物建立可能性函數 $p(X|H_k)$ ，其中 $k=0,1,\dots,M$ 。在 $k=0,1,\dots,M-1$ 時，在此將 $p(X|H_k)$ 以一高斯 (Gaussian) 函數模型表示，其模型參數的決定方法將於之後討論。在 t 時刻，假設有 R 個“已決定”樣本 $\{X_{k,0}, X_{k,1}, \dots, X_{k,R-1}\}$ 且其 ID 皆被標示為 H_k 。為有助於 ID 標示，需定義這些樣本中每一樣本的“色彩權重 (color weight)”。假設在前一時刻，該目標 H_k 的位置估計在 $\mu^{k,t-1}$ ，亦即，假設該目標 H_k 的對應圓柱在 $t-1$ 時直立於 $\mu^{k,t-1}$ 。藉由投影該圓柱到所有 N 個攝影機場景，可得到 N 個被投影區域。

根據該等 N 個被投影區域內之畫素的 RGB 值，可在時刻 $t-1$ 針對該目標產生一個表示為 $CH(b; \mu^{k,t-1})$ 的色彩累計趨勢圖 (color histogram)，其中 b 為像素數 (bin index)。同樣地，對每一個 ID 被標示為 H_k 的樣本 $X_{k,j}$ ，產生另一位於 $X_{k,j}$ 的圓柱，並根據其在所有攝影機場景的投影，收集其色彩資訊，如此則形成第二個色彩趨勢圖 $CH(b; X_{k,j})$ 。藉由計算介於 $CH(b; \mu^{k,t-1})$ 及 $CH(b; X_{k,j})$ 間的 Bhattacharyya 相似度距離，可定義在 $X_{k,j}$ 處樣本的色彩權重如下：

$$CW(X_{k,j}) = \sum_b \sqrt{CH(b; \mu^{k,t-1})CH(b; X_{k,j})} \quad (11)$$

為維持追蹤的強健性，如果一個“已決定”樣本之色彩權重低於一預設門檻值，其狀態將被轉換回“未定”狀態，並在稍後重新標示其 ID。

根據這些“已決定”樣本，可對每一目標 H_k 估算可能性函數 $p(X|H_k)$ 的模型參數。如上所述， $p(X|H_k)$ 可以一高斯函數模型表示。對這些屬於 H_k 的樣本 $\{X_{k,0}, X_{k,1}, \dots, X_{k,R-1}\}$ 計算其色彩權重 $CW(X_{k,j})$ 。接著根據這些色彩權重估算出 $p(X|H_k)$ 的平均向量及共變異數矩陣。

$$\mu^{k,t} = \sum_{j=0}^{R-1} CW(X_{k,j}) X_{k,j} / \sum_{j=0}^{R-1} CW(X_{k,j}) \quad (12)$$

$$C^{k,t} = \sum_{j=0}^{R-1} CW(X_{k,j}) (X_{k,j} - \mu^{k,t})(X_{k,j} - \mu^{k,t})^T / \sum_{j=0}^{R-1} CW(X_{k,j}) \quad (13)$$

其中平均向量 $\mu^{k,t}$ 表示目標 H_k 所在位置的最佳估算。因此，在時刻 t 時，假設目標 H_k 的地面位置為在 $\mu^{k,t}$ 。

另一方面，對於額外加入的一目標分類 H_M ，定義其可能性函數如下：

$$p(X|H_M) = \begin{cases} \frac{1}{W}, & \text{若 } X \in \text{監視區} \\ 0, & \text{若 } X \notin \text{監視區} \end{cases} \quad (14)$$

此可能性函數暗指新進入者可能均衡出現在監視區內的任何位置。

根據最大可能性決定原則 (maximum likelihood decision rule)，如果下列條件被滿足，則一個“未定”樣本 X 可被歸類為 H_k ：

$$p(X|H_k) > p(X|H_j), \text{ 其中 } j=0,1,\dots,M \text{ 但 } j \neq k \quad (15)$$

值得注意的是，若一個樣本被歸類為 H_M ，則該樣本屬於一新進入者。

(c-3) 新目標確認步驟：

對那些指定為 H_M 的樣本，將其依照平均位移分群技術 (mean-shift clustering)，作進一步的集群。此平均位移分群法是有效率及具有強健性的，其不需要知道新目標數目即能進行分群運算。假設一組樣本 $\{X_{M,0}, X_{M,1}, \dots, X_{M,U-1}\}$ 標示為 H_M 的組合，藉由反覆計算位置移動，可計算出每一樣本最後的收斂位置，那些收斂到相同收斂點之樣本被聚集成為一個新目標，接著將該收斂點定義為新目標的起始地面位置。反覆計算位置移動的方法則可根據前一位置 y_j 反覆計算下一個位置 y_{j+1} ，其以下式表示如下：

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=0}^{U-1} X_{M,i} \exp\left(\left\|\frac{y_j - X_{M,i}}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=0}^{U-1} \exp\left(\left\|\frac{y_j - X_{M,i}}{h}\right\|^2\right)} \quad (16)$$

其中 h 為一控制內核 (kernel) 大小的參數。

(c-4) 目標更新步驟：

由於會有一些新進入者及一些離開者，故此步驟中須更新監控目標的數目。對於一個新目標來說，對其指定一個唯一的確認號碼 (ID) 並對該整體監控目標數目加一。相對地，當目標離開現場時，則指定給該目標的樣本將變得越來越少。一旦樣本數目少於一預設門檻值，該目標視為不存在 (absent)，並且將該整體監控目標數目減一，而所有指定給該目標的樣本也將被移除。

第 4(a) 至 4(d) 圖係根據本發明第一較佳實施例說明其方法流程的例子 (在此藉由標示 W (代表白色) 代表場景中之未定樣本，並以 R (代表紅色)、G (代表綠色)、B (代表藍色) 及 C (代表藍綠色) 來代表監控現場中的樣本)。在此例中，前一刻已有三個人 (如圖示之 R、G 及 B 三人) 而在當下則有另一人 (如圖示之 C) 進入現場。在第 4(a) 圖中，顯示由混合 MCMC 取樣法所產生的 "未定" 樣本，並可見樣本成功地表示四個目標的可能位置。在第 4(b) 圖中，顯示由 SMC 取樣法所產生的樣本，樣本具有相同顏色者 (亦即相同標示者) 指定給相同的目標。如同預測，SMC 取樣法產生的樣本忽略了新目標的產生。在第 4(c) 及 (d) 圖中，分別顯示在樣本標示過程及目標更新過程的結果。新出現的目標已被成功地被偵測並被塗上藍綠色 (在此以圖示中之 C 表示)，其他三個目標 (如圖示之 R、G 及 B 三人) 亦被成功追蹤到。

除了上述所提一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標之方法外，本發明另提出第二最佳實施例，其係一種利用多

攝影機偵測與追蹤多目標之系統。由於本系統所運用的原理及說明可大部沿用上述說明，故重覆之處不再贅述。

上述系統包含一偵測分析機構，以一目標偵測演算法分析多數個 2D 攝影機場景以產生複數個 2D 分析資料；一貝士架構，整合該等 2D 分析資料、使用者設定目標物可能出現位置的先前知識、以及系統依據過去觀察來預測目標物位置的先前知識，以形成目標偵測機率分佈，該目標偵測機率分佈係表示根據複數個攝影機所拍攝之一組前景影像，推測移動目標在不同地面位置之可能性，且為一事後機率分佈；以及一追蹤機構，提供該等監控場景中多數個移動目標之自動偵測與追蹤機制以及轉換該偵測與追蹤成一樣本管理過程。

如前所述，該目標偵測演算法為一簡單的目標偵測演算法（譬如 2D 背景相減法）。

該目標偵測機率分佈係由兩部分機率 $G_1(X)$ 與 $G_2(X)$ 之總合所組成，其中 X 為在地面之一位置、機率 $G_1(X)$ 為由目標物出現位置的可能性函式與使用者設定目標物位置之先前機率所決定之機率，而機率 $G_2(X)$ 為由目標物出現位置的可能性函式以及過去時間系統自動學習並預測目標物位置之先前機率所決定之機率。

該追蹤機構包含一樣本產生模組，用以執行對應於該 $G_1(X)$ 之馬可夫鏈蒙地卡羅取樣法，並自該 $G_1(X)$ 機率分佈產生新樣本，以及執行對應於該 $G_2(X)$ 之一循序蒙地卡羅取樣法以反覆更新及預測既有樣本之新位置、權重及確認號碼

；一樣本標示模組，採用一最大值可能性決定法則以標示新樣本；一新目標找尋模組，採用一平均位移分群法聚集未被標示之類似樣本，以重新標示確認號碼於未被標示樣本以及找出新目標；以及一目標物資訊更新模組，對新目標指定一個唯一的確認號碼，並將目標物數目加一，或當目標之樣本數目低於一預設之門檻值時，將該目標數目減一。

爲了解本發明方法及系統的實際可行性，將利用人工合成及真實視訊連續鏡頭來測試之，其中合成視訊是由一開放使用的視覺監視模擬測試平台 Object Video Virtual Video(OVVV)所產生。藉由 OVVV 的使用，可設計不同情節及攝影機設定，也可針對功效評估得到移動目標的地面實況。

請參考第 5 圖，其係顯示四支攝影機人工合成的攝影機場景圖。在第 5 圖中，所顯示爲一個長 10.78m 寬 8.82m 的虛擬場地，四支虛擬靜態攝影機環繞該場地設立。在此實施例中，將測試本發明在追蹤變動的人群數目之強健性 (robustness)。附件 2 爲偵測結果的鳥瞰圖且第 5 圖爲顯示所追跡之結果，其中不同標示(其中 W 代表白色、R 代表紅色、G 代表綠色、B 代表藍色以及 C 代表藍綠色)對應著不同目標，並且圓圈表示目前目標的位置，而尾部則表示在前一時刻這些目標的蹤跡。由此可很容易看出本系統可強健地偵測及追蹤多個目標。

爲客觀地評估本系統的功效，以 OVVV 對 600 張連續

訊框所提供的地面實況比較所有人的估計位置。如下列表 1 所示，其在不同攝影場景下計算最大、最小及平均估計誤差，以量測該系統的追蹤精密度。

表 1

	最大誤差	最小誤差	平均誤差
攝影分段一	0.287m	0.001m	0.068m
攝影分段二	0.362m	0.001m	0.008m

此外，本發明也在室內設定四支靜態攝影機(但本發明並不侷限於此)以捕捉用作測試的實際視訊。附件 3~4 係顯示四支攝影機所拍攝真實的攝影機場景圖，其中附件 3 為該攝影機所捕捉的影像，附件 4 為二維偵測結果。由此可看出，儘管有許多在 2D 物件偵測結果上的不穩定，但根據本發明之系統仍可取得可靠的追蹤結果，如第 6 圖所示。

本發明所提出的方法及系統可廣泛應用於不同的領域，譬如 IP 相機、數位錄影機、視訊監視系統、人機介面軟體、通訊電子設備(諸如 3G 行動電話)、交通控制系統以及保全系統等。

綜上所述，本發明提供了一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標的方法及系統，其僅需要簡單的二維影像域分析，並提供穩定的多攝影機資訊整合技術，可同時完成偵測與追蹤多個移動目標，且其運算速度可符合實際應用系統的要求，以及達到穩定追蹤的正確性，具有實用性及創造性，因此本發明能有效改善習知技術之缺失，進而達成發展本發明之目的。

本發明得由熟悉本技術之人士任施匠思而為諸般修飾，然皆不脫如附申請專利範圍所欲保護者。

【圖式簡單說明】

第 1(a)圖係根據本發明第一較佳實施例說明攝影場景圖的二位元前景影像示意圖；

第 1(b)圖係根據本發明第一較佳實施例說明在地平面上之具有高度 H 及半徑 R 之圓柱示意圖；

第 1(c)圖係根據本發明第一較佳實施例說明第 1(b)圖中圓柱之投影 M 示意圖；

第 2(a)圖係根據本發明第一較佳實施例，用以說明在監試區內四個移動目標之目標偵測機率分佈鳥瞰圖；

第 2(b)圖係根據本發明第一較佳實施例，用以說明在監試區內存在兩個假群集之四個移動目標之目標偵測機率分佈鳥瞰圖；

第 3 圖係根據本發明第一較佳實施例，用以說明本發明提出方法之流程圖；

第 4(a)至 4(d)圖係根據本發明第一較佳實施例，用以說明本發明提出方法之流程之例示意圖；

第 5 圖係根據本發明第二較佳實施例，顯示四支攝影機人工合成的攝影機場景圖之追蹤結果；以及

第 6 圖係根據本發明第二較佳實施例，顯示四支攝影機真實的攝影機場景圖之追蹤結果。

【主要元件符號說明】

無。

十、申請專利範圍：

1. 一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標之方法，包含：

(a)以一目標偵測演算法分析多個攝影機場景之偵測結果，用以產生複數個分析資料；

(b)利用貝士(Bayesian)架構整合該等分析資料以建立一目標偵測機率(TDP)分佈；以及

(c)同時自動偵測與追蹤在該等監控場景中之複數個移動目標。

2. 如申請專利範圍第 1 項之方法，其中該等攝影機場景為二維(2D)攝影機場景且該等分析資料為二維(2D)之分析資料。

3. 如申請專利範圍第 1 或 2 項之方法，其中該目標偵測機率分佈係表示在由複數個攝影機所拍攝之一組前景影像中之各移動目標在地面位置之可能性，且為一事後機率分佈。

4. 如申請專利範圍第 1 或 2 項之方法，其中步驟(a)中之該目標偵測演算法為應用於該等攝影機場景之任一者與背景間之 2D 背景相減法。

5. 如申請專利範圍第 1 或 2 項之方法，其中步驟(b)中之該目標偵測機率分佈等於使新出現目標易於被偵測之機率 $G_1(X)$ 及提供連續影像間之時間域相關特性之機率 $G_2(X)$ 之總合，其中 X 為在地面之位置。

6. 如申請專利範圍第 1 或 2 項之方法，其中步驟(c)為一樣本管理程序，其更包含下列步驟：

(c-1) 樣本產生步驟，執行對應於該機率 $G_1(X)$ 之馬可夫鏈蒙地卡羅 (MCMC) 取樣法並自該目標偵測機率分佈產生多個樣本，以及執行對應於該機率 $G_2(X)$ 之循序蒙地卡羅 (SMC) 取樣法，以反覆更新及預測該等樣本之位置、權重及確認號碼；

(c-2) 樣本標示步驟，採用最大值可能性決定法則，將該等樣本分類；

(c-3) 新目標確認步驟，採用平均位移分群法聚集類似樣本，以標示新的確認號碼以及確認新的目標；以及

(c-4) 目標更新步驟，對任一新目標指定一個唯一的確認號碼，並將目標數目加一，或當目標之樣本數目低於預設門檻值時，移除該目標，並將該目標數目減一。

7. 一種利用多攝影機偵測與追蹤多目標之系統，包含：

偵測分析機構，藉由一目標偵測演算法分析複數個攝影機場景，以產生相對應之複數個分析資料；

貝士 (Bayesian) 架構，整合該等分析資料以形成目標偵測機率分佈，用以偵測任何新出現目標以及提供連續影像間之時間域上的相關特性；以及

追蹤機構，提供該等攝影機場景中複數個移動目標之自動偵測與追蹤，以及將該偵測與追蹤轉換成一樣本管理過程。

8. 如申請專利範圍第 7 項之系統，其中該等攝影機場景為二維 (2D) 攝影機場景且該等分析資料為 2D 之分析資料

。

9. 如申請專利範圍第 7 或 8 項之系統，其中該目標偵測機率分佈係表示在由複數個攝影機所拍攝之一組前景影像中之各移動目標在一地面位置之可能性，且為一事後機率分佈。
10. 如申請專利範圍第 7 或 8 項之系統，其中該目標偵測演算法為應用於該 2D 攝影機場景之任一者與背景間之 2D 背景相減法。
11. 如申請專利範圍第 7 或 8 項之系統，其中該目標偵測機率分佈等於使新出現目標易於被偵測之機率 $G_1(X)$ 及提供連續影像間之時間域上相關特性之機率 $G_2(X)$ 之總合，其中 X 為在地面之位置。
12. 如申請專利範圍第 11 項之系統，其中該追蹤機構包含：

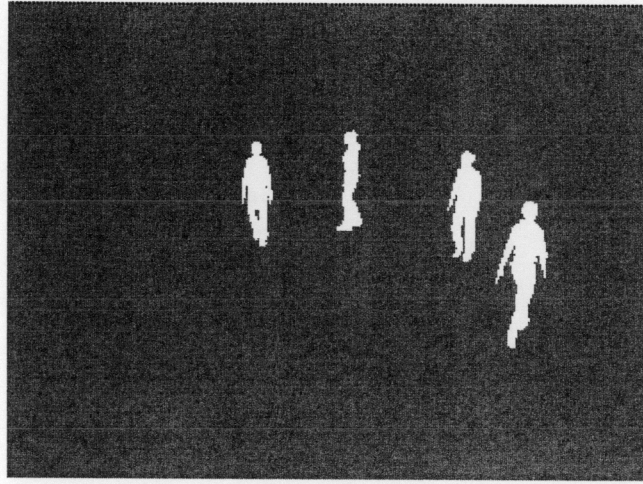
樣本產生模組，執行對應於該機率 $G_1(X)$ 之馬可夫鏈蒙地卡羅取樣法，並自該目標偵測機率分佈產生樣本，以及執行對應於該機率 $G_2(X)$ 之循序蒙地卡羅取樣法，以反覆更新及預測樣本之位置、權重及確認號碼；

樣本標示模組，採用一最大值可能性決定法則以區分樣本；

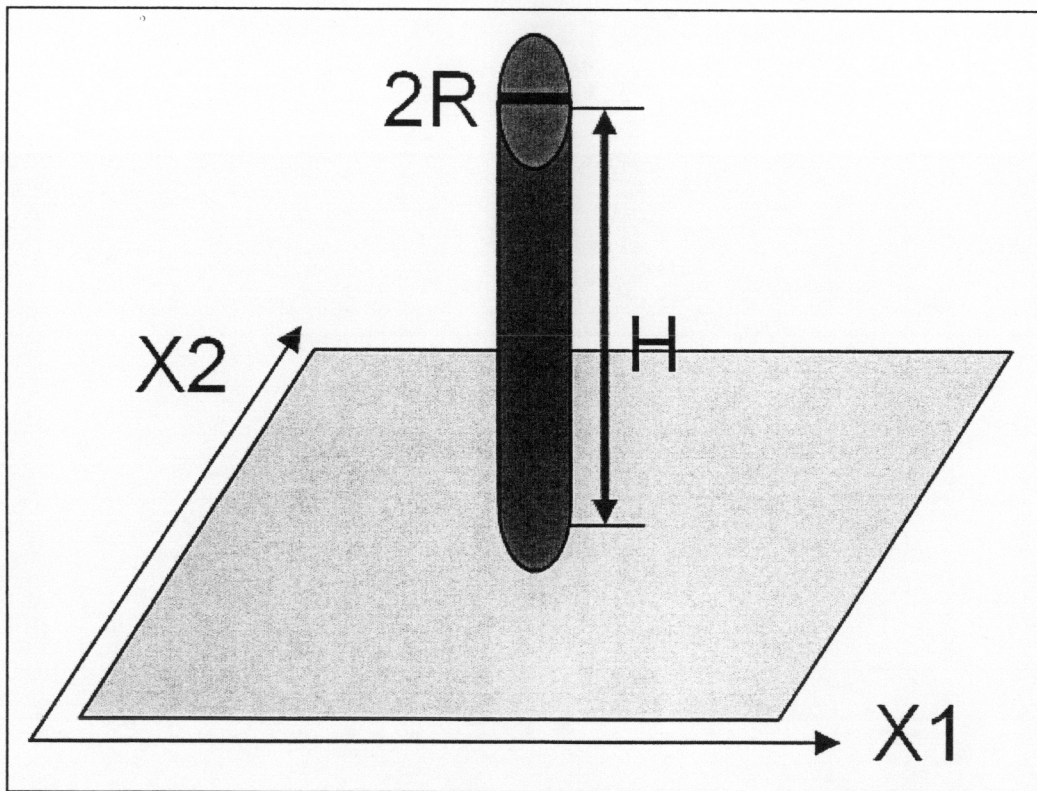
新目標找尋模組，採用一平均位移分群法聚集類似樣本，以重新標示確認號碼於樣本以及找出新目標；以及

目標更新模組，對一新目標指定一個唯一的確認號碼，並將目標數目加一，或當目標之樣本數目低於一預設之門檻值時，移除該目標，並將該目標數目減一。

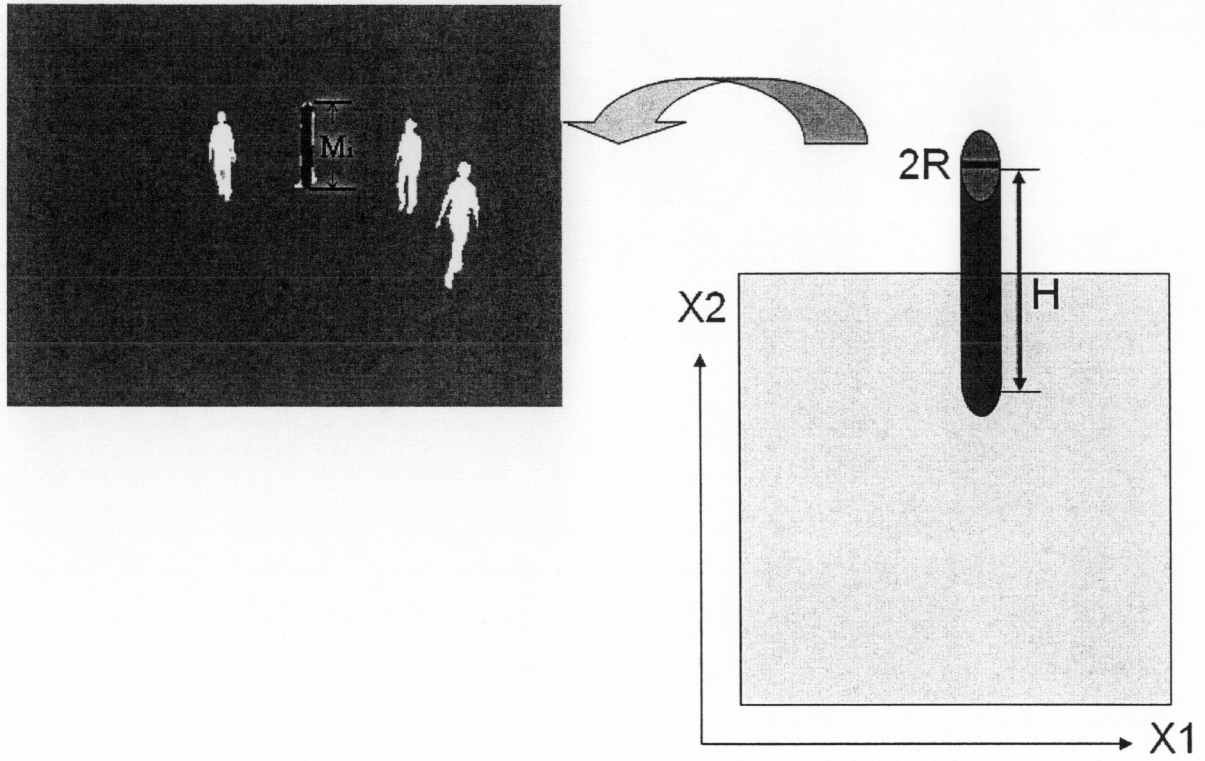
十一、圖式：



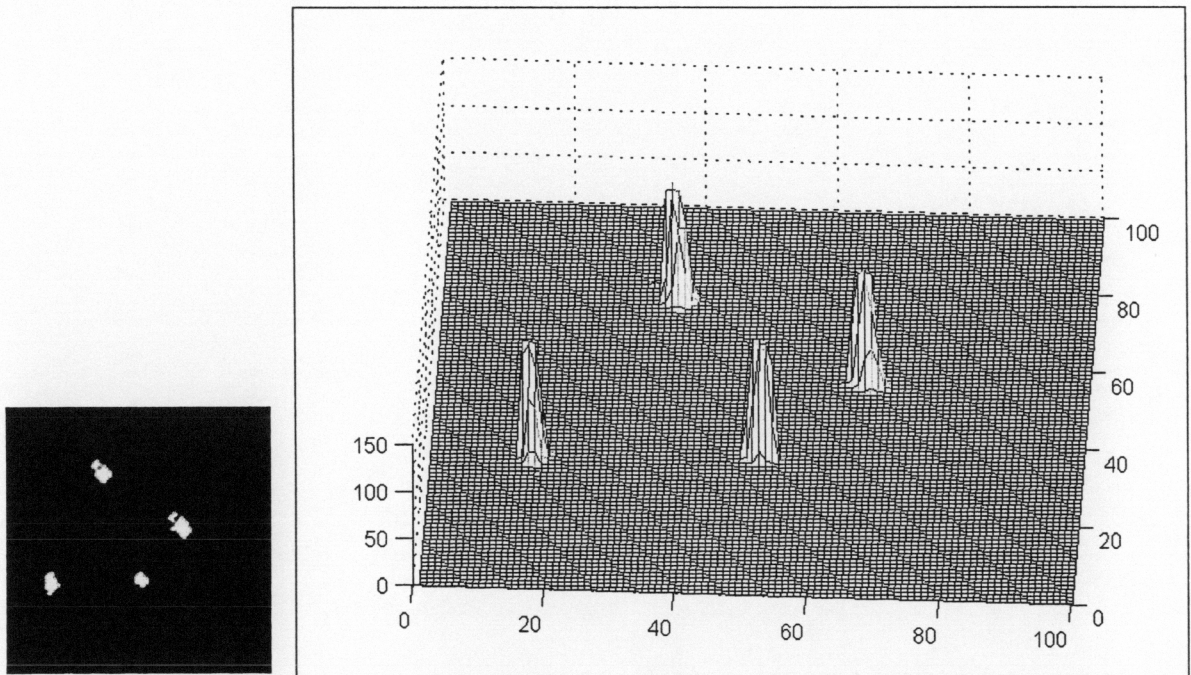
第 1a 圖



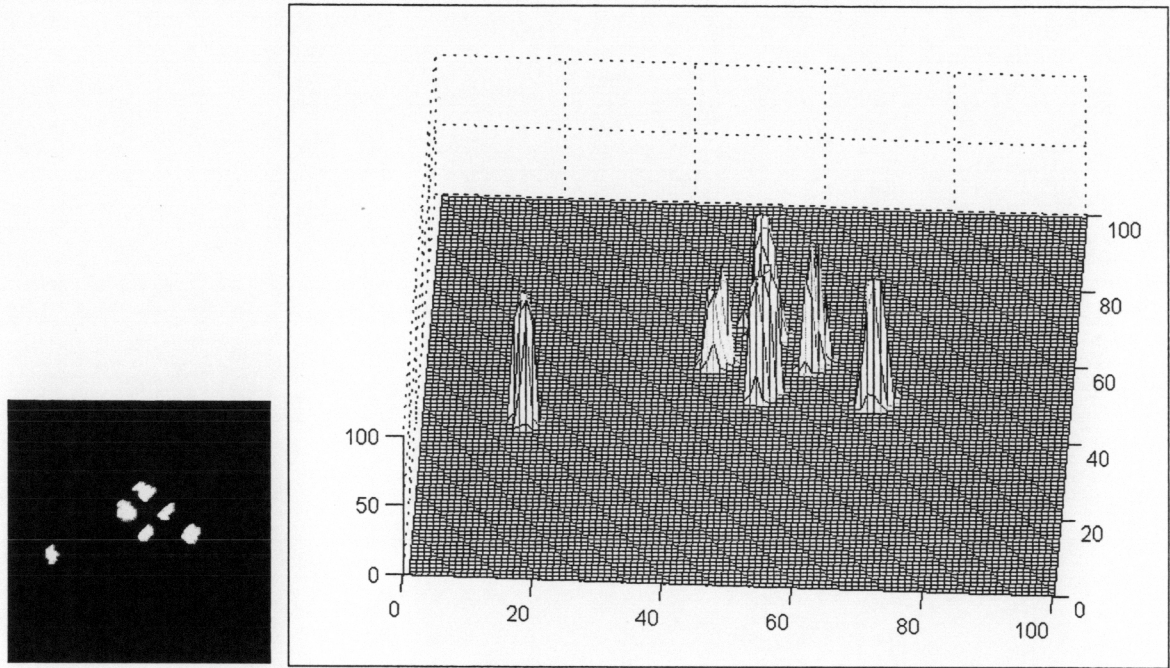
第 1b 圖



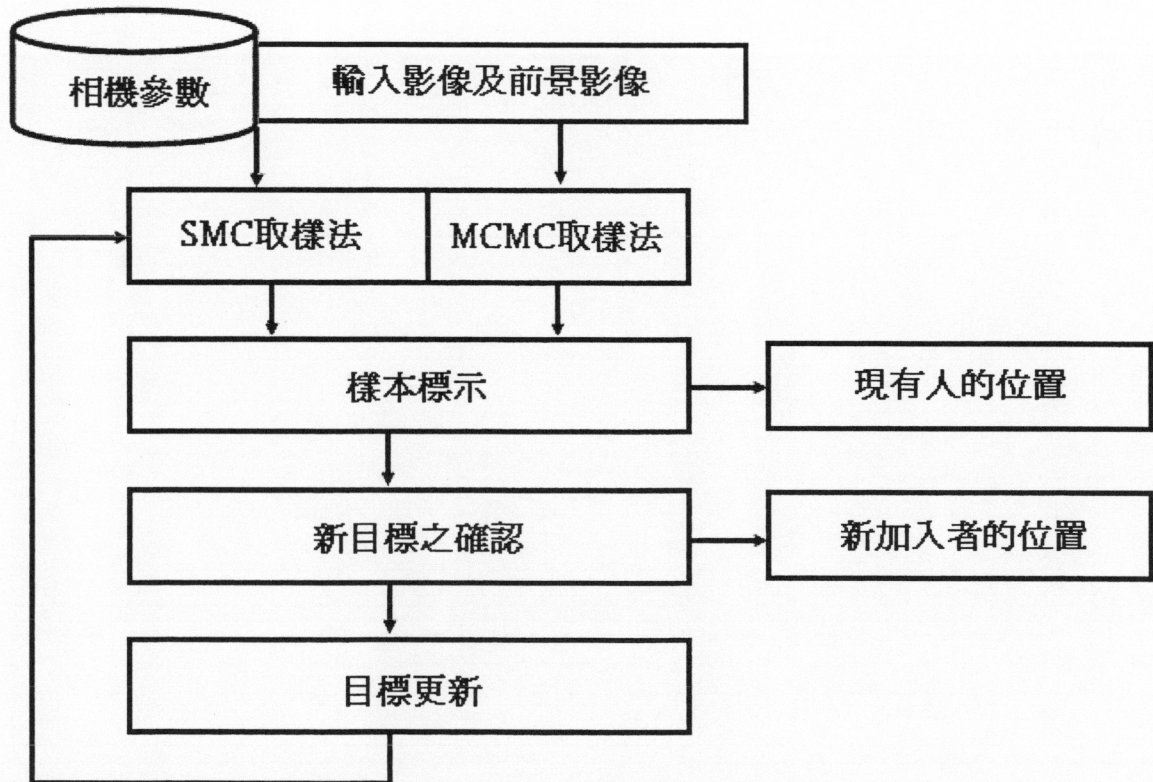
第 1c 圖



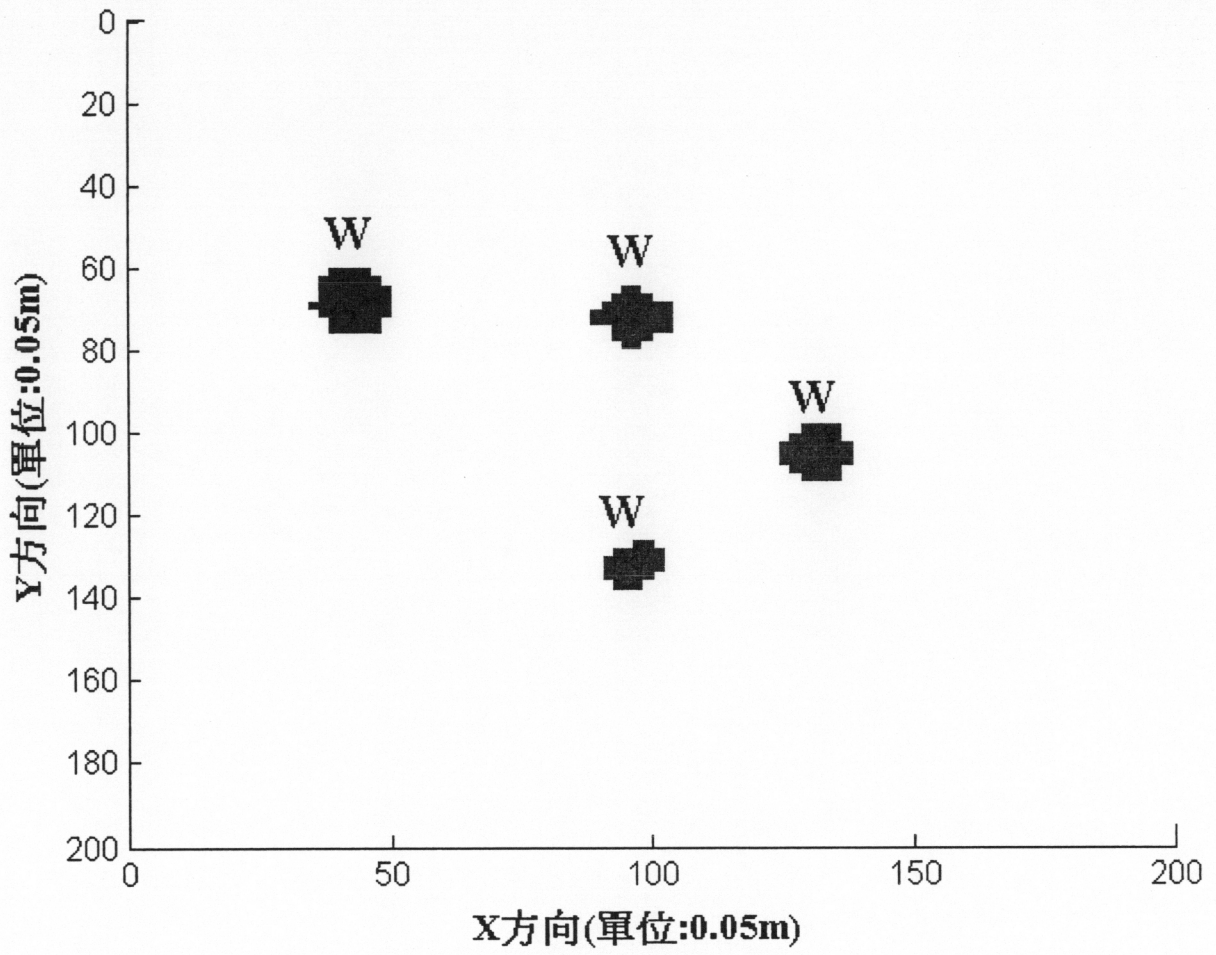
第 2a 圖



第 2b 圖



第 3 圖



第 4a 圖