



(19)中華民國智慧財產局

(12)發明說明書公開本

(11)公開編號：TW 201601072 A

(43)公開日：中華民國 105 (2016) 年 01 月 01 日

(21)申請案號：104131589

(22)申請日：中華民國 98 (2009) 年 03 月 03 日

(51)Int. Cl.：

*G06K9/46 (2006.01)**G06K9/62 (2006.01)**G08B13/196 (2006.01)*

(30)優先權：2008/03/03

美國

61/033,284

2008/03/03

美國

61/033,249

(71)申請人：A V O 美國第 2 控股公司 (美國) AVO USA HOLDING 2 CORPORATION (US)
美國(72)發明人：莎薩芮許 馬哈詔 SAPTHARISHI, MAHESH (US)；里森 狄米翠 A LISIN,
DIMITRI A. (US)；里普欽 艾利克斯 LIPCHIN, ALEKSEY (US)；芮昕 愛格爾
REYZIN, IGOR (US)

(74)代理人：閻啟泰；林景郁

申請實體審查：有 申請專利範圍項數：17 項 圖式數：17 共 63 頁

(54)名稱

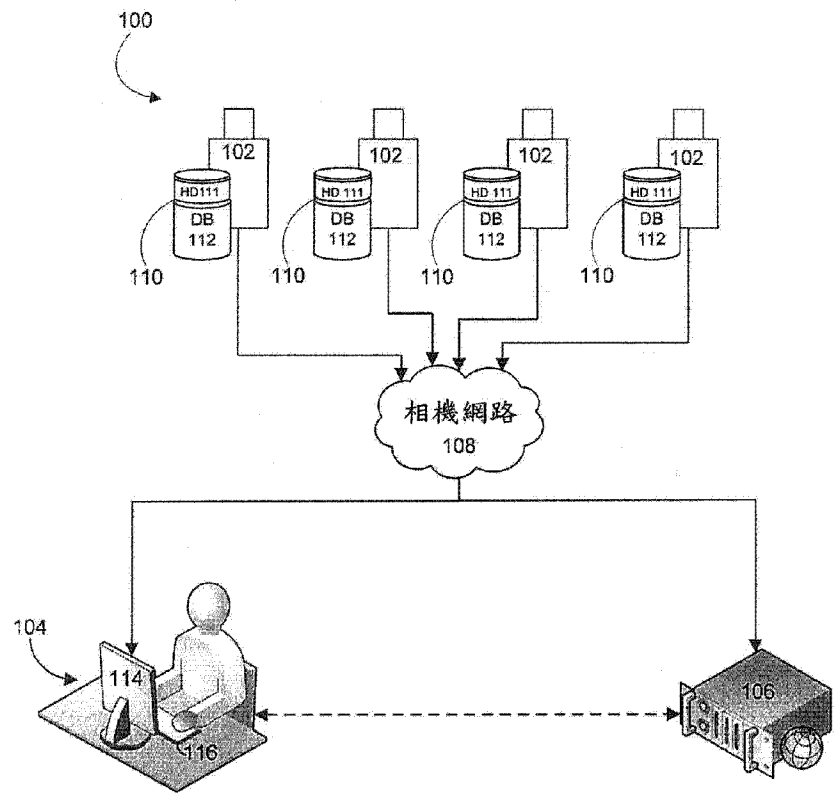
動態物件分類

DYNAMIC OBJECT CLASSIFICATION

(57)摘要

一種相機系統(100)係包含：一影像捕捉裝置(102)；及一物件分類模組(210)，其係連接至影像捕捉裝置(102)。影像捕捉裝置(102)係具有一視野且產生代表該視野之一影像的影像資料。物件分類模組(210)係可操作以確定於一影像之一物件是否為一物件類別之一成員。物件分類模組(210)係包括組態於一串級組態之 N 個決策步級(400)，其中，N 個決策步級(400)之至少一者係可操作以(a)接受一物件作為該物件類別之一成員，(b)拒絕一物件作為該物件類別之一成員，及(c)請求下一個步級(400)以確定一物件是否為該物件類別之一成員。

A camera system (100) comprises an image capturing device (102) and an object classification module (210) connected to the image capturing device (102). The image capturing device (102) has a field of view and produces image data representing an image of the field of view. The object classification module (210) is operable to determine whether or not an object in an image is a member of an object class. The object classification module (210) includes N decision steps (400) configured in a cascade configuration, wherein at least one of the N decision steps (400) is operable to (a) accept an object as a member of the object class, (b) reject an object as a member of the object class, and (c) call on a next step (400) to determine whether or not an object is a member of the object class.



- 100 . . . 相機系統
- 102 . . . 影像捕捉裝置
- 104 . . . 使用者介面
- 106 . . . 遠端儲存/處理單元
- 108 . . . 網路
- 110 . . . 內部儲存系統
- 111 . . . 硬碟機 (HD)
- 112 . . . 元資料資料庫 (DB)
- 114 . . . 顯示器
- 116 . . . 輸入裝置

圖1

201601072

發明摘要

※ 申請案號：

※ 申請日：

※IPC 分類：

G06K 9/46 (2006.01)

G06K 9/62 (2006.01)

G08B 13/196 (2006.01)

【發明名稱】(中文/英文)

動態物件分類

DYNAMIC OBJECT CLASSIFICATION

【中文】

一種相機系統(100)係包含：一影像捕捉裝置(102)；及一物件分類模組(210)，其係連接至影像捕捉裝置(102)。影像捕捉裝置(102)係具有一視野且產生代表該視野之一影像的影像資料。物件分類模組(210)係可操作以確定於一影像之一物件是否為一物件類別之一成員。物件分類模組(210)係包括組態於一串級組態之 N 個決策步級(400)，其中，N 個決策步級(400)之至少一者係可操作以(a)接受一物件作為該物件類別之一成員，(b)拒絕一物件作為該物件類別之一成員，及(c)請求下一個步級(400)以確定一物件是否為該物件類別之一成員。

【英文】

A camera system (100) comprises an image capturing device (102) and an object classification module (210) connected to the image capturing device (102). The image capturing device (102) has a field of view and produces image data representing an image of the field of view. The object classification module (210) is operable to determine whether or not an object in an image is a member of an object class. The object classification module (210) includes N decision steps (400) configured in a

cascade configuration, wherein at least one of the N decision steps (400) is operable to (a) accept an object as a member of the object class, (b) reject an object as a member of the object class, and (c) call on a next step (400) to determine whether or not an object is a member of the object class.

【代表圖】

【本案指定代表圖】：第（ 1 ）圖。

【本代表圖之符號簡單說明】：

100	相機系統
102	影像捕捉裝置
104	使用者介面
106	遠端儲存/處理單元
108	網路
110	內部儲存系統
111	硬碟機(HD)
112	元資料資料庫(DB)
114	顯示器
116	輸入裝置

【本案若有化學式時，請揭示最能顯示發明特徵的化學式】：

無

發明專利說明書

(本說明書格式、順序，請勿任意更動)

【發明名稱】(中文/英文)

動態物件分類

DYNAMIC OBJECT CLASSIFICATION

【技術領域】

【0001】 此揭露內容係概略關於、而非為專指視訊監視，並且尤指物件分類。

【0002】 相關申請案之交互參照

此申請案係根據美國法典 35 U.S.C. § 119(e)而主張於西元 2008 年 3 月 3 日所提出之標題為“動態物件與事件分類之方法”的美國臨時申請案第 61/033,349 號及於西元 2008 年 3 月 3 日所提出之標題為“用於追蹤於視訊監視下的物件之方法與系統”的美國臨時申請案第 61/033,284 號之權益，此二件美國臨時申請案係均為以參照方式而整體納入於本文。

【先前技術】

【0003】 自動化保全及監視系統係典型為運用視訊相機或其他影像捕捉裝置或感測器以收集影像資料。於最簡單系統中，由影像資料所代表的影像係顯示以供保全人員之同時審查及/或記錄以供在保全違反之後的後續參考。於彼等系統中，偵測有關物件之任務係由一觀察人員所實行。重大的進展係當系統其本身為能夠部分或完整實行物件偵測與分類而發生。

【0004】 於一種典型的監視系統中，舉例而言，可能對於偵測移動通過環境之諸如人類、載具、動物、等等的物件為有興趣。不同的物件係可

能加諸不同的威脅或警報之程度。舉例而言，於場景中之動物係可能為正常，但是於場景中之人類或載具係可能為針對於一警報之原因，且可能需要保全人員之立即注意。能夠分類偵測的物件之現存的系統係傾向於運用簡單的嘗試錯誤法，以區分物件彼此之廣泛的類別。舉例而言，針對於長寬比與高度之預定的預期係運用以分類一偵測的物件為人類。理論上，嘗試錯誤方法係計算為不昂貴且容易實施，但是其相較於藉由運用諸如適應性激增(Adaptive Boosting)之已知的機器學習演算法所形成之最佳化參數分類器而較為不強健許多。然而，已知的參數分類器係受損於下列一或多者：(1)缺乏用於訓練之標示資料，及(2)無能力自動進化。

【0005】 先前技術的分類器係典型為需要人工的幾何校準與調整。該種校準及調整係典型為針對於其間接影響系統性能之中間的使用者輸入(例如：物件高度)，且典型為需要由於裝設期間之訓練人員的耗時人工。甚者，重新調整及校準係隨著季節變化或假如一相機為移動而典型為需要。

【發明內容】

【0006】 一種相機系統係包含：一影像捕捉裝置；及一物件分類模組，其連接至該影像捕捉裝置。該影像捕捉裝置係具有一視野且產生代表該視野之一影像的影像資料。該物件分類模組係可操作以確定於一影像之一物件是否為一物件類別之一成員。該物件分類模組係包括組態於一串級(cascade)組態之 N 個決策步級(step)，其中，該 N 個決策步級之至少一者係可操作以(a)接受一物件作為該物件類別之一成員，(b)拒絕一物件作為該物件類別之一成員，及(c)請求下一個步級以確定一物件是否為該物件類別之一成員。

【0007】 一種方法係分類由一相機系統所捕捉之一物件，該相機系統係包括一物件分類模組，其具有組態於一串級組態之 N 個決策步級。該種方法係捕捉一物件之一影像，傳送代表該物件之影像資料至該 N 個決策步級之一第一者。該種方法係識別代表於該影像資料之該物件之一特徵，以確定該物件是否為一物件類別之一成員，其中，一決策步級值係自該物件的特徵所導出。該種方法係作出一決策以接受該物件作為該物件類別之一成員、拒絕該物件作為該物件類別之一成員、或轉送該影像資料至該 N 個決策步級之一第二者以供進一步分析。該決策係基於該決策步級值對於一接受臨限與一拒絕臨限的一或多者之一比較。該接受臨限係相較於該拒絕臨限之一較高值。該物件係當該決策步級值為高於該接受臨限而接收作為該物件類別之一成員。該物件係當該決策步級值為低於該拒絕臨限而拒絕作為該物件類別之一成員。該影像資料係當該決策步級值為介於該接受與拒絕臨限之間而轉送至第二個決策步級。

【0008】 一種相機系統係包含：一影像捕捉裝置；及一物件分類模組，其連接至該影像捕捉裝置。該影像捕捉裝置係具有一視野且產生代表該視野之一影像的影像資料。該物件分類模組係可操作以確定於該影像之一物件是否為一物件類別之一成員。該物件分類模組係包括組態於一串級組態之 N 個決策步級。該等決策步級之各者係包括用於映射物件特徵至純量值之一或多個階段(stage)。該等階段之一第一者係包括用於確定一第一純量值之一第一判別函數，且該等階段之一第二者係包括用於確定一第二純量值之一第二判別函數。第一與第二判別函數係不同型式者。

【0009】 一種方法係分類由一相機系統所捕捉之一物件。該種方法係

產生代表由該相機系統所捕捉之一物件之一影像之影像資料，且識別代表於該影像資料之該物件的第一與第二特徵。該種方法係映射該物件的第一與第二特徵至個別的第一與第二純量值。一第一判別函數係運用以產生第一純量值，且一第二判別函數係運用以產生第二純量值。第一與第二判別函數係於一訓練作業期間而選擇自複數個不同的判別函數所組成之一群組。該種方法係基於自第一與第二純量值所導出之一決策步級值，而確定該物件是否為一物件類別之一成員。

【0010】 一種相機系統係包含：一影像捕捉裝置；一物件分類模組，連接至該影像捕捉裝置；及，一校準模組，連接至該物件分類模組。該影像捕捉裝置係具有一視野與一影像平面。該影像捕捉裝置係產生代表投射於該影像平面之該視野之一影像的影像資料。該物件分類模組係可操作以基於該影像資料而偵測及分類捕捉於該視野的物件。該物件分類模組係可操作以分類物件作為一物件類別之成員或非成員。該校準模組係連接至該物件分類模組，用於估計該等物件類別之成員的代表尺寸，該等代表尺寸係對應於該影像平面之不同區域。該校準模組係可操作於線上作業期間以響應於由該物件分類模組所實行之分類而自動更新該等代表尺寸。該校準模組係可操作以供應代表該等更新代表尺寸之資訊至該物件分類模組以改良其物件分類性能。

【0011】 一種方法係自動校準一種現場部署式(field-deployed)相機系統。該種方法係捕捉該相機系統之一視野的多個影像。該多個影像係對應於該視野為投射於其之該相機系統之一影像平面。該種方法係偵測於該多個影像之一第一物件。第一物件係在該影像平面的不同位置而偵測於該多

個影像。第一物件之影像係具有對應於該等不同位置之不同尺寸。該種方法係分類第一物件作為一物件類別之一第一成員且基於第一物件之不同尺寸以計算針對於該影像平面之一尺寸函數的一參數。該尺寸函數係運用以估計針對於該影像平面之該物件類別的代表尺寸。該種方法係響應於該物件類別之一第二成員的偵測與分類以更新該尺寸函數的參數。第二成員係偵測及分類於該相機系統之線上作業期間。

【0012】 一種方法係修改由一使用者所運用於一現場部署式相機系統之一物件分類模組。該種方法係捕捉該相機系統之一視野的多個影像。該多個影像係包括多個物件之代表。該多個物件之一第一組係一物件類別之成員且該多個物件之一第二組係非為該物件類別之成員。該種方法係分類該多個物件作為該物件類別之成員或非成員，其中，該物件分類模組係產生一或多個錯誤分類。該種方法係基於該一或多個錯誤分類的至少一些者之由該使用者的回應以產生錯誤元資料(metadata)。該種方法係基於該錯誤元資料以修改該物件分類模組，藉以減少錯誤分類之數目，該修改係自動實行於該相機系統之實地運用期間。

【0013】 一種相機系統係包含：一影像捕捉裝置；一物件分類模組，連接至該影像捕捉裝置；一使用者站(station)，連接至該影像捕捉裝置；及，一分類器進化(evolution)模組。該影像捕捉裝置係具有一視野且產生代表該視野之影像的影像資料。該物件分類模組係可操作以確定於該等影像之物件是否為一物件類別之成員，其中，該物件分類模組係產生錯誤分類。該使用者站係具有一顯示器以提出該視野之影像至一使用者。該使用者站係可操作以提出由該物件分類模組所產生的錯誤分類之代表於該顯示器。該

使用者站係可操作以響應於該等錯誤分類之使用者回應而產生使用者反饋資訊。該使用者反饋係產生錯誤元資料。該分類器進化模組係接收該錯誤元資料且為可操作以運用該錯誤元資料而修改該物件分類模組，藉以減少該等錯誤分類之數目。該分類器進化模組係因而產生一專用分類器。

【0014】 一種方法係構成一種用於一現場部署式相機系統之新物件分類模組。該新物件分類模組係用於分類物件作為由一使用者所選擇之一新物件類別之成員或非成員。該種方法係捕捉該相機系統之一視野的多個影像。該多個影像係包括多個物件之代表，其中，該多個物件之一第一組係該新物件類別之成員，且該多個物件之一第二組係非為該新物件類別之成員。該種方法係運用一部署物件分類模組以分類該多個物件作為一部署物件類別之成員。該種方法係提出由該部署物件分類模組所分類之該多個物件的代表於一顯示器。一使用者係標示該多個物件作為該新物件類別之成員或非成員。該種方法係基於該等標示以產生元資料，且基於該元資料以修改該部署物件分類模組而構成該新物件分類模組。

【0015】 另外的觀點與優點係將由參照伴隨圖式所進行之較佳實施例的以下詳細說明而為顯明。

【圖式簡單說明】

【0016】 圖 1 係根據一個實施例之一種相機系統的繪圖。

【0017】 圖 2 係於圖 1 所示系統之一個影像捕捉裝置的簡化方塊圖。

【0018】 圖 3 係於圖 2 所示之物件分類模組的方塊圖。

【0019】 圖 4 係圖 3 之一個分類器的方塊圖。

【0020】 圖 5A 係顯示於圖 4 所示的分類器之初始 N-1 個步級的一者

的方塊圖。

【0021】 圖 5B 係於圖 5A 所示步級所利用之接受與拒絕臨限的繪圖。

【0022】 圖 6 係描繪根據一個實施例之一種利用相機系統之方法的流程圖。

【0023】 圖 7 係顯示一種物件追蹤方法的流程圖。

【0024】 圖 8 係一種物件分類器訓練方法的流程圖。

【0025】 圖 9 係另一種物件分類器訓練方法的流程圖。

【0026】 圖 10 係說明一種用於收集自其操作一使用者介面之一使用者的反饋之方法。

【0027】 圖 11 係一種專用分類器的方塊圖。

【0028】 圖 12 係一種包括主動驗證之專用訓練方法的流程圖。

【0029】 圖 13 係更詳細說明一種被動驗證方法。

【0030】 圖 14 係一種主動驗證方法的流程圖。

【0031】 圖 15 係顯示一種反饋收集及概括化方法。

【0032】 圖 16 係一種分類器的方塊圖，具有一附加步級以辨識一新物件型式。

【0033】 圖 17 係一種利用及更新一尺寸函數之校準方法的流程圖。

【實施方式】

【0034】 參考伴隨圖式，此段落係描述特定的實施例與其詳細的結構與操作。本文所述的實施例係僅為作為舉例而非為限制所陳述。熟悉此技術人士係按照本文的揭示內容而將認知的是：對於本文所述的實施例係存在一系列的等效者。特別是，其他的實施例係可能，變化係可作成於本文

所述的實施例，且對於構成所述的實施例之構件、零件、或步驟係可能存在等效者。

【0035】 如熟悉此技術人士係按照此揭示內容而將理解的是：某些實施例係能夠達成優於已知的先前技術之某些優點，其包括下列之一些或全部者：(1)改良的物件分類準確度；(2)使用者反饋之利用以用於一物件分類器之訓練及適應；(3)於一種現場部署式相機系統以學習新的物件類別；(4)新物件分類器之線上的評估及部署；(5)聚集自一群相機系統之反饋以訓練新及/或更準確的一般物件分類器；(6)於現場操作期間以校準一種現場部署式相機系統；(7)歸因於季節變化或相機移動之後，於系統裝設與調整期間而於現場之系統人工校準的需求之降低或甚至是免除；及(8)對於變化條件之相機系統的自動調適。種種的實施例之此等與其他優點係於閱讀此段落的其餘部分而將為顯明。

【0036】 為了簡明，某些實施例之構件或步驟的某些層面係不具有過度的細節而呈現，其中，該種細節係將對於熟悉此技術人士於按照本文的揭示內容為顯明，且/或其中，該種細節係將混淆該等實施例之較為有關層面的瞭解。

【0037】 圖 1 係根據一個實施例之一種相機系統 100 的繪圖。相機系統 100 係包括其彼此連接於一網路 108 之影像捕捉裝置 102、一使用者介面 104、及一遠端儲存/處理單元 106。網路 108 係可包括任何型式的有線或無線網路。雖然圖 1 之相機系統 100 係包括為連接於一網路之多個影像捕捉裝置 102，相機系統 100 係可包括單一個影像捕捉裝置 102。影像捕捉裝置 102 係可包括一內部儲存系統 110，其包含一硬碟機(hard drive) 111 與一元

資料資料庫(DB, database) 112。舉例而言，影像捕捉裝置 102 係可包括一種儲存系統，其係描述於標題分別為“視訊資料之內容覺察儲存”與“延伸其用於視訊資料儲存應用之硬碟機的操作壽命”之共同擁有的美國專利申請案第 12/105,971 號與第 12/105,893 號，此二件美國專利申請案係均為以參照方式而整體納入於本文。使用者介面 104 係包括一顯示器 114 與一輸入裝置 116。影像捕捉裝置 102 係捕捉其個別的視野之影像且產生代表該等影像之資料資料。要瞭解的是：影像係可意指靜止影像或運動視訊影像。影像資料係透過網路 108 而通訊至使用者介面 104，且一或多個視野的影像係提出於顯示器 114。輸入裝置 116 係可操作以允許一使用者為提供針對於相機系統 100 之使用者反饋資訊。影像資料係亦可透過網路 108 而通訊至遠端儲存/處理單元 106，於其中，儲存系統 110 或其部分者或類似儲存系統係可替代或附加為設置。

【0038】 圖 2 係一個影像捕捉裝置 102 的簡化方塊圖。影像捕捉裝置 102 係可為一種高解析度的視訊相機，諸如：一種百萬畫素的視訊相機。影像捕捉裝置 102 亦可捕捉自外側的可見頻譜(例如：熱能)之資料。除了儲存系統 110 之外，影像捕捉裝置 102 係包括一影像處理單元，其包括一視訊分析模組 200 以分析由影像捕捉裝置 102 所捕捉的影像。由視訊分析模組 200 所產生的資料係可為由一規則引擎(未顯示)所運用以確定一或多個使用者指定的規則是否為已經違反。舉例而言，該規則引擎係可觸發其為提出於使用者介面之顯示器 114 的一警報，若一人係偵測於該等影像捕捉裝置 102 之一者的視野。該影像處理單元係無須為容納於如圖 2 所繪之影像捕捉裝置 102 的一外殼 202 之內。甚者，遠端儲存/處理單元 106 係亦可包括一

影像處理單元。

【0039】 視訊分析模組 200 係包括用於實行種種任務之一些模組。舉例而言，視訊分析模組 200 係包括一物件偵測模組 204，用於偵測其出現於影像捕捉裝置 102 之視野的物件。對於物件偵測模組 204 之輸入係視訊資料，較佳為自一影像器(未顯示)或視訊緩衝記憶體(未顯示)之現場視訊資料。物件偵測模組 204 係可運用任何已知的物件偵測方法，諸如：運動偵測及二進制大型物件(blob)偵測。物件偵測模組 204 係可包括於其標題為“用於偵測於時空訊號的有關物件之方法及系統”之共同擁有的美國專利申請案第 10/884,486 號之所述的系統且運用所述的偵測方法，此美國專利申請案之整體內容係以參照方式而納入於本文。

【0040】 視訊分析模組 200 亦包括一物件追蹤模組 206，其連接至物件偵測模組 204。如運用於本文，術語“連接”係意指直接或間接為透過一或多個中間媒介所邏輯或實體連接。物件追蹤模組 206 係可操作以於時間關聯由物件偵測模組 204 所偵測的一物件之實例。物件追蹤模組 206 係可包括於其標題為“用於追蹤、索引、及搜尋之物件匹配”之共同擁有的美國專利申請案(律師檔案號碼 37686/7:2)之所述的系統且運用所述的方法，此美國專利申請案之整體內容係以參照方式而納入於本文。物件追蹤模組 206 係產生其對應於所追蹤的物件之元資料。該元資料係可對應於物件之簽章，其代表物件的外觀或其他的特徵。該元資料係可傳送至元資料資料庫 112 以供儲存。

【0041】 視訊分析模組 200 亦包括一暫時物件分類模組 208，其連接至物件追蹤模組 206。暫時物件分類模組 208 係可操作以分類一物件為根據

其型式(例如：人、載具、動物)，藉由考慮隨著時間之該物件的外觀。換言之，物件追蹤模組 206 係追蹤一物件於多個訊框(即：多個影像)，且暫時物件分類模組 208 係基於多個訊框之其外觀而確定該物件的型式。舉例而言，人走路之方式的步伐分析係可用以分類一人，或人腿的分析係可用以分類一騎自行車者。暫時物件分類模組 208 係可組合關於一物件的軌跡之資訊(例如：該軌跡是否為平滑或混亂、物件是否為移動或不動)及於多個訊框所平均之由一物件分類模組 210 (詳述於下文)所作成的分類之信賴。舉例而言，由物件分類模組 210 所確定的分類信賴值係可基於物件之軌跡的平滑度而作調整。暫時物件分類模組 208 係可指定一物件至一未知類別，直到該物件係於一充分的次數及一預定數目的統計資料為已經收集而由該物件分類模組所分類。於分類一物件，暫時物件分類模組 208 係亦可考量該物件已經於視野為多久。暫時物件分類模組係可基於上述的資訊而作成關於一物件之類別的最後確定。暫時物件分類模組 208 亦可運用一種用於改變一物件之類別的磁滯方法。舉例而言，一臨限係可設定以變遷一物件之分類為自未知至人類，且該臨限係可為大於針對於相反變遷(即：自人類至未知)之一臨限。暫時物件分類模組 208 係可產生關於一物件之分類的元資料，且該元資料係可儲存於元資料資料庫 112。暫時物件分類模組 208 係可聚集由物件分類模組 210 所作成的分類。

【0042】 如運用於本文，術語“模組”係一構件，其可包含一或多個硬體電路或裝置、及/或一或多個軟體常式、函式、物件或類似者。一模組係可整體為硬體，整體為軟體，包含韌體，或包含前述者之某個組合。如運用於本文，術語“系統”係意指一種有形者。

【0043】 物件分類

【0044】 視訊分析模組 200 亦包括物件分類模組 210，其較佳為直接或間接連接至物件偵測模組 204。對照於暫時物件分類模組 208，物件分類模組 210 係可基於物件的單一個實例(即：單一個影像)而確定一物件的型式。對於物件分類模組 208 之輸入係較佳為物件而非為視訊或影像資料。輸入物件至物件分類模組 208 之裨益係在於：整個場景係無須分析以供分類，因而需要較少的處理電力。諸如一種基於啟發的模組以捕捉明顯的分類，其他的初步模組係亦可納入以進而簡化物件分類模組 210 之複雜度。

【0045】 物件偵測、追蹤與暫時分類模組 204、206 與 208 係選用式而為視訊分析模組 200 之較佳構件。於一個替代配置，物件分類模組 210 係置放在物件偵測模組 204 之後而在物件追蹤模組 206 之前，使得物件分類係在物件追蹤之前而發生。於另一個替代配置，物件偵測、追蹤、暫時分類與分類模組 204-210 係相互關連，如於上文提及的美國專利申請案第 10/884,486 號所述。

【0046】 物件分類模組 210 係包括一些物件分類器，如於圖 3 之方塊圖所描繪。舉例而言，物件分類模組 210 係包括：一完整人體分類器 300，其確定一偵測的物件之一影像是否對應一完整人體；一人體軀幹分類器 302，其確定一偵測的物件之一影像是否對應一人體軀幹；及一載具分類器 304，其確定一偵測的物件之一影像是否對應一載具。物件分類模組 210 係可包括任何數目的不同分類器，且如更為詳細描述於下文，一使用者係可產生針對於物件分類模組 210 之物件的新類別，甚至是當相機系統係部署且運作時。換言之，物件分類模組 210 係現場可訓練。

【0047】 物件分類器係可操作以基於物件特徵(例如：外觀特性)而分類一物件。舉例而言，完整人體分類器 300 係接收對應於一物件特徵之資料(即：一輸入型態 X)且確定該物件是否為對應於一完整人體。在物件分類模組 210 係分類一物件之後，代表該物件類別與物件特徵的元資料係可儲存於元資料資料庫 112。

【0048】 可為由物件分類模組 210 所運用的特徵係將更為詳細描述於後。下述的一種訓練演算法係自一集合的特徵 $F = \{f_1, f_2, f_3, \dots, f_n\}$ 以選取一子集合的特徵 $\hat{F} = \{f_{k1}, f_{k2}, \dots, f_{km}\}$ 。輸入型態 X 係由 $\hat{F}$ 之元素所構成。 $\hat{F}$ 之元素係可視為一物件之一影像區域 R 的某個變換。因此， X 係可呈現以下形式：

$$X = \begin{pmatrix} \hat{f}_1 = f_{k1}(R) \\ \hat{f}_2 = f_{k2}(R) \\ \vdots \\ \hat{f}_m = f_{km}(R) \end{pmatrix} \quad (1)$$

【0049】

【0050】 一物件之特徵 $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_m$ 係可對應於一些外觀特性，諸如而不限於：長寬比、色彩、邊緣方位、與正規化的飽和。甚者，特徵 $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_m$ 係可代表外觀特性之特徵向量(例如：直方圖，其中，直方圖的分格係對應於向量分量)且可為由一或多個物件分類器所運用以確定物件的類別(即：型式)。舉例而言，物件之邊緣方位的直方圖係可針對於物件影像之不同區域(例如：子視窗)而作圖。換言之，一物件的影像係可分割為子視窗，且邊緣方位係可針對於子視窗的各個像素而計算。一像素之邊緣方位係可運用一可操縱濾波器(例如：運用一高斯導數濾波器於多個方向)而導出。運用一可操縱濾波器係允許主要方向為指定至一子視窗之像素，且允許該等方向之

直方圖為針對於該子視窗所作圖。舉例而言，針對於一已知的像素，一可操縱濾波器係可運用於多個方向以產生多個響應，且對應於最大方向導數響應之方向係指定作為該像素之方向。

【0051】 針對於該等物件分類器之一者的分類問題係可概括為由一分類器函數 $\Gamma(X)$ 所定義，其中，由輸入型態 X 所代表之一物件係當 $\Gamma(X)>0$ 而宣告為物件類別之一成員或當 $\Gamma(X)<0$ 而宣告為物件類別之一非成員。概括而言，分類器函數 $\Gamma(X)$ 係以一組的參數而為參數化，且輸入型態 X 係由上述的特徵所構成。一特定分類器 $\Gamma_c(X)$ 係針對於各個相關的物件類別而訓練。由圖 3 的物件分類模組 210 所代表之多類別的分類模型係可數學式定義如下：

【0052】 $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c\}$

$$\omega = \omega_c : (\Gamma_c(X) > 0 \quad \text{且} \quad \Gamma_c(X) > \Gamma_u(X) \quad \forall u \in \{1, 2, \dots, C\}, u \neq c)$$

(2)

【0053】 其中， ω 係代表一物件類別，且 Ω 係代表所有物件類別之集合。

【0054】 物件分類模組 210 之一種結構的一個實例係將參考圖 4 至 6 而更詳細描述。為了明白，完整人體分類器 300 係將詳細描述。然而，以下說明係可同樣應用至物件分類模組 210 之其他的物件分類器。分類器 300 係包括其組態於一種串級組態(即：步級 1、隨後為步級 2、隨後為步級 3、...、隨後為步級 N)之多個步級 400 (N 個決策步級)，如於圖 4 所示。N 個步級係操作以確定一物件的外觀是否為對應於該物件類別(即：完整人體)。不同於西元 2004 年的國際電腦視覺期刊第 137 至 154 頁之 Paul Viola 與 Michael

Jones 的“強健即時臉部偵測”所提出之一種已知的串級分類系統，其中，一物件係拒絕或轉送於 $N-1$ 個初始步級(即：除了最後一個步級之外的全部者)，本實施例之初始 $N-1$ 個步級各者係可操作以作成三個決策之一者：(1) 接受物件作為該物件類別之成員(即：正類別)；(2)拒絕物件作為該物件類別之成員(即：負類別)；及(3)轉送該決策至下個步級。舉例而言，一物件之輸入型態 X 係供應至步級 1，且步級 1 係判斷是否(1)接受該物件作為完整人體；(2)拒絕該物件作為完整人體；或(3)轉送該輸入型態 X 至步級 2 以作成確定。接受、拒絕或轉送之決策係基於由該步級所產生的一值(即：一決策步級值)。最後或第 N 個步級係可操作以(1)接受該物件作為完整人體；或(2)拒絕該物件作為完整人體。

【0055】 圖 5A 係方塊圖，更為詳細顯示初始 $N-1$ 個步級 400 之一者。各個步級 400 係包括一或多個階段 500。針對於各個階段 500，特徵 $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_m$ 之一者係自輸入型態 X 而取出(由方塊 502 所代表)且供應至其對應的階段 500。因此，各個階段 500 係具有關聯於其的一對應特徵。階段/特徵的組合係可藉由於如下所述之一訓練方法期間的一種學習演算法而預定。甚者，舉例而言，供應至圖 5 之第一階段(階段 1)的一特徵係可為不同或相同於供應至第二階段(階段 2)的特徵。

【0056】 概括而言，一階段 500 係可為由一階段函數 g 所代表，階段函數 g 係定義為如下：

【0057】 $g: x \rightarrow \gamma$ ，其中

【0058】 $g \in G$
 $x \in X$ 且 (3)

$$\gamma \in [-1, 1] \text{ 。}$$

【0059】 其中， G 係代表特定階段函數 g 為選取自其之一般集合，且 x 係代表至該階段之一任意輸入。集合 G 係可為其映射一特徵集合至一純量值之一豐富族的函數，該純量值之正負號係指出一物件之類別。如上所述，各個階段 500 係接收特徵 $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_m$ 之一者而作為一輸入。因此，集合 G 係可寫為 $G=F \times T$ ，其中， F 係定義於上文且 T 係代表一組可能的變換 (即：映射)，俾使針對於 $t \in T, t: \hat{f}_i \rightarrow \gamma$ 。因此，階段函數 g 係可呈現以下的展開形式：

$$g_i(x) = t(\hat{f}_k), \hat{f}_k \in \hat{F} \quad (4)$$

【0060】 。

【0061】 一階段 500 係代表一判別函數，其包括一加權向量 $\bar{w}$ 與一啟動函數 β 。如上所述，特徵 $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_m$ 係可代表特徵向量。階段函數係可改寫為如下：

$$g_i(x) = \beta_i(\bar{w}_i \cdot \hat{f}_k) \quad (5)$$

【0062】

【0063】 其中， $\bar{w}_i \cdot \hat{f}_k$ 係代表加權向量 $\bar{w}$ 與特徵向量 $\hat{f}_k$ 之內乘積。啟動函數 β_i 係可為任何函數，諸如而不限於：一 S 型函數或一徑向基底函數。啟動函數 β_i 係運用以映射加權向量 $\bar{w}$ 與特徵向量 $\hat{f}_k$ 之內乘積至於 0 與 1 之間的一值。純量值 γ 係可藉由計算該判別函數之一微分而確定。不同於其包括針對所有階段的相同判別函數之習知串級分類器，針對於本實施例的階段之判別函數係可彼此為不同。甚者，針對於各個階段 500 之加權向量 $\bar{w}_i$ 與啟動函數 β_i 係如下所述而自動確定於訓練期間。

【0064】 各個步級 400 係階段 500 之一或多者的一線性組合 (由比例

及總和方塊 504 所代表)。換言之，階段 500 之純量值 γ 係比例及總和以產生決策步級值 $s(X)$ 。概括而言，此函數係可數學式代表如下：

$$\text{【0065】 } s(X) = \sum_{v_i} \alpha_i g_i(x) \quad (6)$$

$$\text{其中， } \sum_{v_i} \alpha_i = 1$$

【0066】 因為 $s(X)$ (即：決策步級值)係階段之一凸組合， $s(X)$ 與 $g(x)$ 係具有相同的範圍。加權係數 α 係於訓練期間為藉由一種學習演算法所選取。決策步級值係相較於一接受臨限 τ_a 與一拒絕臨限 τ_r 之一或二者(由方塊 506 所代表)，以確定是否接受該物件作為完整人體、拒絕該物件作為完整人體、或轉送該決策至下一個步級 400。該比較係可代表為如下：

【0067】 接受，若 $\tau_a < s(X) \leq 1$

轉送，若 $\tau_r < s(X) \leq \tau_a$ (7)

拒絕，若 $-1 < s(X) \leq \tau_r$ 。

【0068】 圖 5B 係說明於區間 $[-1,+1]$ 之接受與拒絕臨限的一個實例。接受臨限 τ_a 與拒絕臨限 τ_r 係基於使用者特定的偽正與偽負率而藉由一種學習演算法所選取於訓練期間。各個步級 400 係可具有其為不同於或相同於其他步級 400 之針對於 τ_a 與 τ_r 的值。“接受”之一決策係意指的是：分類器係確信輸入型態 X 為屬於正類別(例如：完整人體)。“轉送”之一決策係意指的是：分類器係不確定且延緩該決策至下一個步級。“拒絕”之一決策係意指的是：分類器係確信輸入型態 X 為屬於負類別(例如：非為完整人體)。於任一個步級，若決策係非“轉送”至下一個步級 400，接受/拒絕決策係作成於該點且評估係完成。決策步級值係可對應於針對於對應步級 400 之一決策信賴度。舉例而言，相較於稍高於接受臨限 τ_a 之一決策步級值，接近 1 之

一決策步級值係可代表的是：對應步級 400 係較確信一物件為一完整人體。替代而言，於決策步級值之一增大係可能非必要為對應於一較高決策信賴度(即：決策為正確之一機率)。由於物件係以不同的決策步級值而正確及不正確分類，關聯於各個決策步級值之信賴度係可憑經驗估計於訓練期間。決策步級值之信賴度係更詳細描述於下文。如上所述，於分類器之最後一個步級(步級 N)係強制以恆為接受或拒絕：

【0069】 接受，若 $0 < s(X) \leq 1$

拒絕，若 $-1 < s(X) \leq 0$ (8)

【0070】 圖 6 係流程圖，描繪根據一個實施例之一種利用相機系統的方法 600。僅為舉例，方法 600 係將關於相機系統 100 而描述；方法 600 係可操作於任何適合的相機系統。首先，一物件之一影像係由影像捕捉裝置 102 之一者所捕捉(步驟 602)。物件係由物件偵測模組 204 所偵測(步驟 604)。舉例而言，輸入型態 X 係傳送至完整人體分類器 300 之第一個步級 400 (步驟 606)。替代而言，非為傳送型態 X 至第一個步級 400，由第一個步級 400 之階段 500 所運用的組合特徵係可選擇且僅為彼等特徵係可傳送至第一個步級 400。針對於第一個到第 S 個階段 500 之特徵係識別於輸入型態 X 且選取自輸入型態 X (步驟 608)。選取的特徵係供應至其個別的階段 500，且該等階段 500 係映射所選取特徵至純量值(步驟 610)。該等純量值係比例化(即：加權)且總和以產生一決策步級值($s(x)$)(步驟 612)。決策步級值係相較於接受臨限 τ_a 與拒絕臨限 τ_r 之一或多者(步驟 614)。若決策步級值係大於接受臨限 τ_a ，物件係接受作為該物件類別之一成員(例如：接受作為一完整人體)(步驟 616)。若決策步級值係小於或等於拒絕臨限 τ_r ，物件係拒

絕作為該物件類別之一成員(例如：拒絕作為一完整人體)(步驟 618)。若決策步級值係大於拒絕臨限 τ_r 而小於或等於接受臨限 τ_a ，輸入型態 X 係轉送至第二個步級 400 (或替代而言，僅為由第二個步級 400 所運用的彼等特徵組合係傳送至第二個步級 400)(步驟 620)。一物件係可於串級之內的任一個步級 400 而接受或拒絕作為該物件類別之一成員。

【0071】 輸入型態 X 係可同時供應至物件分類模組 210 之所有的分類器，其中，各個分類器係接受或拒絕該物件作為其對應類別之一成員。若超過一個物件分類器係接受該物件作為其類別之一成員，接受物件之物件分類器的物件分類器決策步級值之輸出係可相較。舉例而言，完整人體分類器 300 與載具分類器 304 係可確定的是：一物件係分別為一完整人體與一載具。於該情形，由其接受該物件之步級所產生的決策步級值係可相較，且該物件係可指定其具有對應於最可信賴(例如：最大)決策步級值之分類器的類別。舉例而言，若完整人體分類器之決策步級值係對應於一 90% 信賴度，且載具分類器之決策步級值係對應於一 80% 信賴度，物件係分類作為完整人體。若該等分類器係均未宣告一正輸出(物件係不接受作為任何類別之一成員)，則該物件係可分類作為未知。

【0072】 當物件分類模組 210 係確定一物件之類別，諸如由物件追蹤模組 206 所實行之追蹤係可納入考量。圖 7 係顯示一種物件追蹤方法 700 的流程圖。僅為舉例而言，方法 700 係將關於連同於物件分類模組 210 所運用之物件追蹤模組 206 而描述。方法 700 係可運作於任何適合系統。方法 700 係關聯一物件之一影像與該物件之一先前實例(方塊 702)。方法 700 係喚回其相關於該物件之先前實例的類別與分類信賴度。物件分類模組 210

係確定該物件是否為先前分類具有高信賴(方塊 704)。視為高信賴之信賴度係可由使用者所預定(例如：70%信賴或更高)。若物件分類模組係確定該物件為未先前分類具有高信賴，則多個物件分類器係執行(方塊 705)。若方法 700 係確定該物件為先前分類具有高信賴，對應於物件先前宣告類別之分類器的一部分係可執行(方塊 706)而非為執行多個分類器。舉例而言，對應於先前宣告的類別之分類器的僅有第一個步級 400 係可評估。第一個步級 400 之輸出係可檢查以查看其是否為一致於先前宣告的類別(方塊 708)。若第一個步級 400 之輸出係一致於先前宣告的類別，並無進一步的評估係需要；針對於目前影像之物件的類別係確定，且物件的歷史係更新及儲存於元資料資料庫 112 (方塊 710)。另一方面，若第一個步級 400 之決策係欲拒絕物件作為該物件類別之一成員，則其他的物件分類器之一或多者係執行(方塊 705)。若第一個步級 400 之輸出係欲轉送，其他的步級 400 之一或多者係可評估而直到該輸出係一致或不一致於先前宣告的類別。

【0073】 訓練物件分類器

【0074】 一種訓練物件分類模組 210 的物件分類器之方法係將描述。習用的分類系統係可為以學習演算法 AdaBoost 或 AdaBoost 之某種變化者而訓練。儘管 AdaBoost 係已經證明其於一些應用之價值，運用於該學習方法之演算法與目標函數係具有一些限制。舉例而言，為了 AdaBoost 為有效，一物件類別之成員或非成員係不能顯著重疊彼此於特徵空間。換言之，物件之特徵係應為相當分開一分類空間。甚者，因為 AdaBoost 係運用弱的學習器，大量之弱的學習器係可能為必要以形成其能夠達成一期望準確度之一全分類器。

【0075】 根據一個實施例，稱為依序判別誤差最小化(Sequential Discriminant Error Minimization)之一個替代的目標函數與學習演算法係較佳為運用以訓練物件分類模組 210 的物件分類器。SDEM 係提出於 Saptharishi 之“依序判別誤差最小化：理論與其於即時視訊物件辨識之應用”(Carnegie Mellon 大學，西元 2005 年)，其整體內容係以參照方式而納入於本文。SDEM 係可處理其非必要為相當分開一分類空間之特徵。不同於 AdaBoost 與其他類似的激增(boosting)技術，SDEM 係可運用弱的學習器或其非必要視為弱之其他的判別函數。因此，相較於 AdaBoost，運用 SDEM 以訓練，一物件分類器之步級 400 與階段 500 的數目係可為顯著較小。針對於一既定特徵，SDEM 係經常為能夠學習針對於對應特徵空間之最佳分類器。物件之最佳特徵係可針對於一既定分類問題而自動選擇。

【0076】 概括而言，SDEM 演算法係運用以訓練針對於各個步級 400 之階段 500 的組合。如於式(4)所定義，一階段 500 係包括一階段函數 $g_i(x)$ ，其為等於一特徵 $\hat{f}_k$ 之一轉變 t 。訓練任務係選取最佳轉變 t 、以及最佳特徵 $\hat{f}_k$ ，俾使當一特定的階段 500 係相加至一步級 400，物件分類器之性能係最大化。換言之，SDEM 演算法係選擇針對於一特定階段之轉變 t 與特徵 $\hat{f}_k$ ，藉以最大化一目標函數。特徵之集合 F 係可為有限，且轉變之集合 T 係可為連續且可微分。採用 SDEM 演算法，針對於 $\hat{f}_k$ 之各個選取，一搜尋係實行於集合 T 以識別其實行最佳於一訓練資料集之轉變 t 。於集合 T 之搜尋係運用標準無限制最佳化技術而實行，諸如而不限於：一種準牛頓(Quasi-Newton)最佳化方法。一旦最佳轉變 t 係針對於 $\hat{f}_k$ 之各個選取而識別，最佳特徵係可根據一估計概括誤差 $\hat{\epsilon}(g)$ 而選擇。最佳特徵之選擇係可

寫為如下：

【0077】
$$g_i(x) = \min_{\hat{f}_j \in F, \forall t \in T} \{ \hat{e}(t(\hat{f}_j)) \} \tag{9}$$

【0078】 SDEM 演算法之一個性質係在於：當一階段 500 係增加至一步級 400，階段 500 之增加係改良該物件分類器於訓練資料集之性能。若一個新的階段係無法識別為改良該物件分類器之性能，SDEM 演算法係自動終止。替代而言，非為等待 SDEM 演算法以自動終止，一步級 400 之一些階段 500 係可為由使用者所確定。換言之，當由使用者所設定之一最大數目的階段 500 係達到或是當並無階段 500 係可增加為將改良性能，SDEM 演算法係終止訓練。

【0079】 SDEM 演算法係選擇一系列特徵/轉變，俾使當組合，該組合係勝過該等特徵/轉變之單一者。舉例而言，儘管一物件之長寬比係可能為用於分類之一不良的特徵，當組合於局部梯度資訊，長寬比係可改良其對應於僅有局部梯度資訊之分類準確度。一些簡單的特徵與轉變係可組合以產生極為準確的物件分類器。實際上，訓練任務係藉由組合針對於一物件之一組的外觀特徵而產生超特徵。

【0080】 用於建立第一個步級 400 之階段 500 的一種訓練方法 800 係將參照圖 8 之流程圖而更詳細描述。以下說明係亦可應用至其他步級 400 之階段 500。針對於一種分類器之訓練資料集係包括特定物件類別的成員與非成員之代表。舉例而言，欲訓練完整人體分類器 300，訓練資料集係包括完整人體的影像與其他物件的影像之代表。物件之特徵 $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_m$ 係可自該訓練資料集而取出。訓練資料集之物件係可由一使用者所人工標示為特定物件類別的一個成員與非成員，造成標示物件 802。各個標示物件 802 之

特徵 $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_m$ 係識別且取出(步驟 804a、804b、與 804c)。各個特徵 $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_m$ 係運用以訓練一個單獨的階段，且其最大化該目標函數的值之階段係選擇。任何數目個特徵係可運用。舉例而言，在 M (例如： $M=60$)個特徵之中，一者係可為一長寬比且其他 $M-1$ 個特徵係可為尺寸 B 之向量，其對應於具有針對於一標示物件之影像的 $M-1$ 個不同區域之 B 個分格的邊緣方位直方圖。

【0081】 在特徵 $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_m$ 係取自標示物件 802 之後，最佳轉變 t 係針對於特徵 $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_m$ 之各者而選擇(步驟 806a、806b、與 806c)。轉變係可基於標準最佳化技術而選擇。一轉變 t 係可視為其分離於特徵空間之標示物件的一決策邊界。因此，最佳轉變 t 係對應於其最佳分離該物件類別之成員與非成員的一決策邊界。就由加權向量 w_i 與啟動函數 β_i 所作成的判別函數之情形而論，最佳轉變 t 之選擇係對應於最佳分離該物件類別的成員與非成員之啟動函數 β_i 與加權向量 w_i 的分量之選擇。啟動函數 β_i 係可選擇自一組多個函數型式，諸如而不限於：一 S 型函數與一徑向基底函數(例如：高斯函數)。因此，不同於習知的串級分類器，一第一個階段係可包括其相較於一第二個階段之一不同型式的判別函數。

【0082】 在針對於特徵 $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_m$ 的轉變係選擇之後，對應於各個特徵/轉變組合之一目標函數的一值係計算(步驟 808a、808b、與 808c)。目標函數係可成比例於分類誤差之一度量或可為分類誤差之一非線性而單調變化的函數。目標函數之計算值係可相關於不同特徵/轉變組合所作成的分類誤差之數目及/或嚴重程度。舉例而言，一第一計算值係可相關於特徵 $\hat{f}_i$ 與其對應轉變所作成的分類誤差之數目。目標函數之計算的諸值係比較，具

有最大計算值之特徵/轉變組合係針對於第一個步級 400 之第一個階段 500 而選擇(步驟 810)。

【0083】 在特徵與轉變係針對於第一個階段 500 而選擇之後，標示物件 802 係將第一個階段 500 所作成的決策納入考量而加權為具有不同的加權(步驟 812)。物件係可加權作為於特徵空間之其對應資料點為如何接近於第一個階段 500 所代表的決策邊界之一函數。舉例而言，對應於接近於特徵空間的決策邊界之資料點的物件係相較於其具有遠離決策邊界之資料點的物件而可加權為具有較高的加權，使得一第二個階段 500 係可藉由較多針對於其使第一個階段 500 為有些困惑之彼等物件而訓練。於一物件的一資料點與第一個階段 500 的決策邊界之間的距離係可關連於針對於該物件所計算之純量值 γ 。

【0084】 訓練方法 800 係重複針對於下一個階段。在標示物件係加權之後，最佳轉變係針對於特徵 $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_m$ 而再次選擇(步驟 806a、806b、與 806c 係重複)。然而，特徵 $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_m$ 係已經加權，且針對於特徵 $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_m$ 各者的最佳轉變 t 係將第一個階段 500 納入考量而選擇。最佳轉變 t 係可對應於其造成目標函數值的最大增加之轉變。目標函數的諸值係再次計算且比較以確定針對於第二個階段 500 之特徵/轉變(步驟 808a、808b、808c、與 810 係重複)。欲建立一第三個階段 500，標示物件係重新加權，其中，對於第一與第二個階段 500 為有些困惑之物件係給予較高加權。再次，步驟 806a、806b、與 806c 係重複，而特徵 $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_m$ 係已經重新加權且針對於特徵 $\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_m$ 各者的最佳轉變 t 係將第一與第二個階段 500 均納入考量而選擇。目標函數的諸值係再次計算且比較以確定針對於第三個階段 500 之

特徵/轉變(步驟 808a、808b、808c、與 810 係重複)。透過訓練新階段之各個反覆運作以選取最佳特徵/轉變及加權標示物件之方法係可考慮為於函數空間之一梯度上升、或為提高目標函數之總值的一種方法。

【0085】 一旦第一個步級 400 係訓練時，臨限 τ_a 與 τ_r 係選擇，俾使期望的偽正與偽負率係可設定。甚者，隨著階段 500 係針對於第一個步級 400 而構成，加權係數 α 係亦選擇。舉例而言，隨著各個階段 500 係增加至第一個步級 400，針對於該等階段之加權係數 α 係調整以求得對應於針對於第一個步級 400 的最低整體誤差率之該等加權係數 α 的值。舉例而言，加權係數 α 係可藉由運用一線搜尋最佳化策略而選擇。

【0086】 在第一個步級 400 係訓練之後，一第二個步級 400 之階段 500 係可訓練。然而，運用以訓練第二個步級 400 之訓練資料係其運用以訓練第一個步級 400 之訓練資料集的一子集合。該子集合的訓練資料係對應於第一個步級 400 可能既不接受且亦不拒絕作為該物件類別的一成員之標示物件。換言之，第二個步級 400 係訓練關於其具有一對應決策步級值為大於拒絕臨限 τ_r 而小於或等於接受臨限 τ_a 之標示物件。此係允許第二個步級 400 以僅為針對於第一個步級 400 覺得困惑之彼等物件。

【0087】 因為訓練方法 800 之逐步的漸進，誠然，應為確定於分類器 300 之 N 個步級的準則之最佳順序且造成其為必要以實行分類之最少個步級。結果，實行於一種部署、訓練的現場系統之分類係應使得輸出一分類所需求的執行時間及產生該分類所需要的處理功率為最小化。

【0088】 一旦一物件分類器係以標示物件所訓練，物件分類器係可繼續通過其他訓練步驟以改進針對於不同階段所選擇的特徵/轉變。訓練一物

件分類器之一種高階方式係顯示於圖 9 之流程圖，其係說明一種訓練方法 900。影像資料 901 (例如：原始的視訊資料)係供應至簡單的基底或種子系統，其為能夠進行物件之基本偵測、追蹤、與分類。基底系統係偵測、追蹤、及分類其代表於影像資料 901 之物件且產生其對應於物件之元資料(步驟 902)。基底系統係選擇其為偵測及追蹤之一組的物件(步驟 904)。物件之選擇係可取決於一物件為於一影像捕捉裝置 102 之視野的時間量，或可取決於基底系統為多信賴於一物件之其分類。其他規則係可規定以指定一物件是否為由基底系統所選擇。

【0089】 基底分類器所選擇之物件的影像係於一顯示器而提出至使用者，故使用者係可人工標示該等物件作為其為訓練之物件分類器的特定物件類別之成員或非成員。於使用者介面 104 之使用者係人工標示該等物件，且標示的物件係供應至其為訓練之物件分類器(步驟 906)。由使用者所人工標示的物件係可對應於上述的標示物件。物件分類器係以標示物件所訓練，諸如：根據參考圖 8 之如上所述的訓練方法 800。訓練的物件分類器係分類代表於影像資料 901 之物件且產生代表物件之類別的元資料(步驟 910)。訓練的物件分類器所分類之各個物件係具有關聯於其之一分類信賴度。分類信賴度係對應於分類該物件作為物件類別的一成員或非成員之步級 400 的決策步級值。訓練的物件分類器所產生之分類信賴度係分析以識別對於訓練的物件分類器為困惑之物件(例如：具有一低分類信賴度之物件)。訓練的物件分類器之性能係評估以確定該物件分類器的性能是否為可接受(步驟 912)。

【0090】 欲確定該物件分類器的性能是否為可接受，一不相交測試集

係可運用，其中不相交測試集之物件的類別係在藉由訓練的物件分類器之分類前而為已知。供應至訓練的物件分類器之影像資料 901 係可對應於不相交測試集，且由訓練的物件分類器所作成之分類係可相較於物件之實際的類別。由此比較，訓練的物件分類器之性能係可確定。若該性能係不等於或高於某個預定的性能位準，令人困惑的物件係提交至使用者以供人工標示(步驟 904)。使用者係標示令人困惑的物件且新標示的物件係運用以重新訓練該物件分類器(步驟 906 與 800)。當物件分類器係重新訓練，針對於不同的階段 500 之特徵/轉變組合係可基於新標示的物件而更新。重新訓練的物件分類器係運用以分類代表於影像資料 901 之物件，且重新訓練的物件分類器之性能係評估(步驟 910 與 912)。重新訓練方法係可繼續而直到該重新訓練的物件分類器之性能為可接受。當該重新訓練的物件分類器之性能係可接受，其可為部署(步驟 914)。訓練方法係可重新編排成為以下步驟：

【0091】 1.人工標示一資料集之某個小部分。

【0092】 2.運用該資料集之部分以訓練一物件分類器。

【0093】 3.運用新訓練的分類器以自動標示完整的資料集。

【0094】 4.選擇對於該物件分類器為困惑之一組自動標示的資料點。

【0095】 5.人工標示該等困惑的資料點。

【0096】 6.藉著所有新標示的資料點而重複訓練。

【0097】 7.至步驟 3。

【0098】 分類信賴

【0099】 決策步級值 $s(X)$ 係相關於分類之信賴。該相關性係可非為線性，即：步級 400 係可產生一高正值，但是物件係可能非為物件類別之一

成員。典型而言，由於訓練方法， $s(X)$ 之值為愈高，步級 400 係愈不可能作出一錯誤。關聯於 $s(X)$ 之某值的信賴度係可計算，首先藉由定義一指標函數 $\varepsilon(\Gamma(X))$ ，其中：

$$\text{【00100】 } \varepsilon(\Gamma(X)) = f(s(X)) = \begin{cases} 0, \text{物件屬於+類別且} s(X) > 0 \\ 0, \text{物件屬於-類別且} s(X) \leq 0 \\ 1, \text{物件屬於+類別且} s(X) \leq 0 \\ 1, \text{物件屬於-類別且} s(X) > 0 \end{cases} \quad (10)$$

【00101】 一信賴函數 $\Psi(\Gamma(X))$ 係可定義為步級 400 宣告一物件屬於正類別之機率，且其針對於 $s(X)=v$ 之一輸出為正確。因此，針對於一小量化區間 $[v-\Delta, v+\Delta]$ ，信賴函數係可表示為如下：

$$\text{【00102】 } \Psi(\Gamma(X)) = P_{\varepsilon, \Omega, \Gamma}(\varepsilon(\Gamma(X)) = 0, \omega = +\text{類別} | s(X) < v + \Delta) -$$

$$P_{\varepsilon, \Omega, \Gamma}(\varepsilon(\Gamma(X)) = 0, \omega = +\text{類別} | s(X) < v - \Delta) \quad (11)$$

【00103】 注意，可為考慮的是：步級 400 係宣告一物件為屬於正類別，當 $s(X) > 0$ ，即： $P_{\Omega, \Gamma}(\omega = +\text{類別} | s(X) > 0) = 1$ 。因此，針對於 $v > 0$ ，式(11)係可表示為：

$$\text{【00104】 } \Psi(\Gamma(X)) = P_{\varepsilon, \Omega, \Gamma}(\varepsilon(\Gamma(X)) = 0 | \omega = +\text{類別}, 0 < s(X) \leq v + \Delta) -$$

$$P_{\varepsilon, \Omega, \Gamma}(\varepsilon(\Gamma(X)) = 0 | \omega = +\text{類別}, 0 < s(X) < v - \Delta) \quad (12)$$

【00105】 式(12)係代表真正率，當 $v \in [\Delta, 1-\Delta]$ 且 $s(X) \in [v-\Delta, v+\Delta]$ 。

【00106】 同理，針對於 $v \leq -\Delta$ 而宣告物件為屬於負類別之一步級 400 的信賴函數係可表示為：

$$\text{【00107】 } \Psi(\Gamma(X)) = P_{\varepsilon, \Omega, \Gamma}(\varepsilon(\Gamma(X)) = 0 | \omega = -\text{類別}, v + \Delta \leq s(X) \leq 0) -$$

$$P_{\varepsilon, \Omega, \Gamma}(\varepsilon(\Gamma(X)) = 0 | \omega = -\text{類別}, v - \Delta < s(X) \leq 0) \quad (13)$$

【00108】 式(13)係代表真負率，當 $v \in [-1+\Delta, -\Delta]$ 且 $s(X) \in [v-\Delta, v+\Delta]$ 。因此，若步級 400 針對於任何觀測輸出值 $s(X)=v$ 為正確之機率(如於式(12)與

(13)所定義)係高，則步級 400 係視為信賴於其答案。針對於信賴之此自我評估，一機率測量 $\hat{p}_{\epsilon|\Omega,\Gamma}$ 係自訓練資料集所估計且信賴函數 $\Psi(\Gamma(X))$ 係推斷。若信賴函數 $\Psi(\Gamma(X))$ 係小於其針對於 $s(X)$ 的一既定輸出值之一臨界信賴臨限 ψ_c ，則步級 400 係視為針對於該輸出值而不同或令人困惑。不同分類係轉送至下一個步級 400。因此，信賴函數 $\Psi(\Gamma(X))$ 係可運用於訓練期間以識別對於一物件分類器為困惑之物件。若其構成階段 500 之判別函數係對於貝氏(Bayes)最佳決策邊界之良好的近似，則決策步級值 $s(X)$ 係將為單調相關於信賴函數 $\Psi(\Gamma(X))$ 。針對於初始步級 400，物件分類器係可能未充分近似貝氏決策邊界。因此，針對於一既定步級 400 之決策步級值 $s(X)$ 與信賴函數 $\Psi(\Gamma(X))$ 係可能非恆為單調相關。

【00109】 信賴函數 $\Psi(\Gamma(X))$ 係可運用以確定針對於不同步級 400 之接受臨限 τ_a 與拒絕臨限 τ_r 。相對於其他串級分類器架構，若針對於正類別之信賴函數 $\Psi(\Gamma(X))$ 係隨著決策步級值 $s(X)$ 而單調遞增，接受臨限 τ_a 係可選取，俾使真正限制係符合。若信賴函數 $\Psi(\Gamma(X))$ 係未隨著決策步級值 $s(X)$ 而單調遞增，則接受臨限 τ_a 係可維持為飽和於 1，即：並無型態係接受為於對應步級 400 之正類別。單調性之欠缺係指出的是：於正區域，決策邊界係未充分適當反映貝氏最佳分類器。同理，拒絕臨限 τ_r 係選取，若負類別信賴係單調相關於決策步級值 $s(X)$ 。實際上，負類別係相較於正類別而可更密集聚集於特徵空間。因此，儘管一單調關係為可能不存在於初期的步級之正類別，極可能存在於初期的步級之負類別。

【00110】 執行時間分類器進化

【00111】 對於此論點，分類器模型、其分類操作、與其離線的主動學

習係已經描述。接著，分類器的連線進化係將描述。連線的執行時間分類器進化係類似於上述且圖示於圖 9 之離線的主動學習方法。執行時間進化係包括以下的步驟：(1)收集使用者反饋；(2)訓練針對於分類器之一個新的附加步級；(3)經由被動觀察以驗證該分類器；(4)若該分類器係被動驗證，請求使用者驗證且部署該分類器；及，若可能，(5)上載具有性能統計與地點資訊之專用分類器至一中央反饋伺服器，使得其吸收該專用者之一種更通用的分類器係可產生及訓練。

【00112】 圖 10 係說明一種方法 1000，用於收集自操作使用者介面 104 之使用者的反饋。於許多保全及監視系統，諸如保全人員之一使用者係響應於警報且告知收到警報。若一警報係視作為偽，其可用文件證明為一偽警報或可忽略。具有執行時間分類器進化之一種系統的一較佳實施例係當該警報為一偽警報而令使用者為明確通知該系統。因此，方法 1000 係提出警報至使用者(步驟 1002)。提出至使用者之警報係包括：分類結果(即：如由分類器所確定之物件的類別)與該物件為出現於其的視訊資料。使用者係可輸入該分類之一回應或拒絕。方法 1000 係接受該使用者反饋(步驟 1010)且確定該分類器是否錯誤分類物件(步驟 1012)。方法 1000 係收集運用於分類之該組特徵且將其儲存為“錯誤元資料”(步驟 1014)。當錯誤之數目係超過一個預設值，方法 1000 係可起始一校正“專用化”訓練程序。

【00113】 一錯誤係可能採取一偽正之形式，意指的是：分類器係不正確接受一物件作為於串級之一先前步級的一正類別之部分者(例如：分類器係分類一非人類而作為人類型式)。一錯誤係亦可能採取一偽負之形式，意指的是：分類器係拒絕一物件且斷定其為一物件類別之非成員而當該物件

係實際為該類別之一成員(例如：分類器係失效以分類一人類作為一人類型式)。舉例而言，分類器係可能指定一“可疑”或“未知”類別至其無法分類具有充分信賴之一物件。若該物件係實際為一人類或載具或類似者，使用者係可指出該錯誤。

【00114】 一種專用化訓練程序係可能需要增加一個附加的步級在其構成該分類器之串級的步級之末端且訓練新的步級以分離偽警報與有效或“真”警報，如使用者反饋所指出。增加至分類器之附加的步級係可稱為一“專用化步級”。就某種意義而言，考慮其地點、相機、等等，專用化步級係協助該分類器以成為更為專用於分類提出至該特定的分類器之物件。

【00115】 根據一個實施例，專用化係採取二個形式之一者：(1)地點專用化；及(2)相機專用化。於此實施例，彼等專用化步級係運用偽警報錯誤而訓練。因此，如於圖 11 所示，分類器 300 係已經於其串級之一些步級 1 到 N 而作出一錯誤的正分類。該等偽正係傳送自分類器 300 至一地點專用化步級 1110 且然後若必要時而傳送至若存在之一相機專用化步級 1120。地點專用化步級 1110 係一通用步級，其為訓練以運用取出作為通用分類器 300 之操作部分者的特徵而降低偽警報。運用以訓練地點專用化步級 1110 之資料係地點特定。因此，一地點專用分類器 1130 (即：修改或擴增以包括地點專用化步級 1110 之一分類器)係可能於一不同的地點而未運作為具有提高的準確度。

【00116】 相機專用化步級 1120 係一步級，其為訓練以僅為針對於一特定相機而降低偽警報。若該地點專用分類器 1130 係失效以降低偽警報之數目，則一相機專用分類器 1140 係可訓練。

【00117】圖 12 係一種專用化訓練方法 1200 的流程圖，包括：主動驗證。在一充分數目的錯誤係已經收集之後(步驟 1202 與 1204)，一地點專用化步級係增加及訓練(步驟 1206)。該地點專用分類器之性能係經由一種驗證方法而驗證(步驟 1208)。若其性能係可接受(步驟 1210)，即：若其誤差率係充分低於該通用分類器者，則該種方法係繼續進行至步驟 1218。然而，若誤差率係未充分降低，則一相機專用化步級係針對於其為錯誤來源之各個相機而增加(步驟 1212)。相機專用分類器之性能係經由一種驗證方法而驗證(步驟 1214)。若其性能係可接受(步驟 1216)，則該種方法係繼續進行至步驟 1218。若淨誤差率係仍未充分降低，則使用者反饋收集步驟 1202 係繼續。若一改良的分類器係構成，則任何先前訓練的專用化係測試(步驟 1218)以查看其是否為一致於新的專用化。若存在其為一致之一先前訓練的專用化，則該先前訓練的專用化係選擇(步驟 1220)且指向至該方法 1200 之一被動驗證步驟 1224。否則，新訓練的專用化係選擇(步驟 1222)且被動驗證於該方法 1200 之步驟 1224。若新的專用化係驗證且可為部署(步驟 1226)，其為增加至專用化步級之資料庫(步驟 1228)且實際部署(步驟 1230)。儲存步驟 1228 係有利，由於不同的專用化係可能針對於一年的不同季節或在監視下的場景之不同組態而需要。因此，先前部署的專用化係可能為再次運用於稍後的時間。

【00118】二種不同的驗證操作係可實施在部署一分類器之前。首先，被動驗證係比較由使用者確認警報所提供的反饋與專用分類器的決策。若專用分類器係相較於部署分類器而較為符合於使用者，專用分類器係視為有效且接著可為受到主動驗證，其為第二種型式的驗證。於主動驗證期間，

系統係主動提出專用分類器給使用者，顯示該專用分類器拒絕的偽警報及/或由專用分類器所拒絕的真正值。使用者係選擇其為可接受的錯誤與其為否的彼等者。系統係接著企圖以調整針對於專用分類器的拒絕臨限 τ_r ，俾使該使用者的優選係最接近達成。若性能目標係無法達成，則該分類器係宣告為無效且資料收集步驟係繼續。否則，專用分類器係部署。

【00119】圖 13 係更詳細說明一種被動驗證方法 1300。方法 1300 係自一相機 102 提出警報至一使用者與一專用分類器(步驟 1302 與 1304)。於使用者介面 104 之使用者係回應或拒絕該警報，且該使用者反饋係由方法 1300 所接受(步驟 1310)。同理，專用分類器係接受或拒絕其造成偽警報之該等引起警報的物件作為該類別之成員，且彼等決策結果係由方法 1300 所接受(步驟 1340)。方法 1300 係自動比較使用者反饋確認警報與其由專用分類器所作成的決策(步驟 1350)。若專用分類器係相較於部署分類器而並未較為符合於使用者(步驟 1360)，則其為受到繼續精化(步驟 1370)。若專用分類器係相較於部署分類器而較為符合於使用者(步驟 1360)，專用分類器係視為有效且繼續進行至一主動驗證操作(步驟 1380)。於一致性之提高係意指的是：專用化係能夠拒絕大多數的偽警報而未拒絕真警報。僅有較為一致的專用化係轉送至主動驗證步驟 1380 且最終為部署(步驟 1390)。

【00120】圖 14 係顯示一種主動驗證方法 1400，其係主動使得一使用者為從事於驗證一專用分類器。從事於主動驗證方法之使用者係較佳為一監督者、管理者、或其更熟練於抓到錯誤或對於系統的有意破壞之其他高層人士。方法 1400 係將專用分類器不一致性分為偽正與偽負(步驟 1410)。方法 1400 係將二者提出至使用者(步驟 1420 與 1430)。於使用者介面 104

之使用者係接著分類錯誤為可接受或不可接受。一偽警報/偽負的折衷係藉由適當選取 τ_r 而自動實行(步驟 1440)。增大 τ_r 係提高偽負之數目而降低偽正之數目。系統係企圖以調整 τ_r ，使得專用分類器係最為接近滿足使用者的優選。若性能係不可接受(步驟 1450)，該分類器係宣告為無效且資料收集步驟係繼續(步驟 1460)。否則，專用分類器係部署(步驟 1470)。

【00121】 藉由學習及/或專用化，分類器係可適應於其環境且對於其而自動改變。具有該種分類器之一種相機系統係可能需要少或無人工現場幾何校準或調整。此係可造成實質的成本節省，藉由降低或免除針對於諸如當季節變換或相機移動時而由訓練人員安裝系統或調整系統之人力的需要。利用如本文所述的分類器之一種相機系統係可通常為由其熟悉相機安裝之任何人所安裝。

【00122】 一種準確的分類器之另一個裨益係在於：分類物件之改良的準確度係可改良其供應至一物件偵測模組與其構件之反饋的品質，諸如：於上述的美國專利申請案 10/884,486 號所述之一種前景/背景分離器，因而進一步改良整體系統的性能。

【00123】 另一個裨益係可當關於準確的分類器之反饋為收集自種種的地點而發生。特別是，若一專用化係訓練且該地點專用化步級係提供可觀的性能改良，則專用分類器係可為上載至一中央反饋伺服器。圖 15 係詳細顯示一種反饋收集及概括化方法 1500。若由使用者/地點所允許，針對於關於專用化所修正的錯誤之錯誤元資料係收集(步驟 1505)、封裝具有性能統計資料與地點資訊(步驟 1510)、且為經由一網路 1520 而提供至一反饋伺服器(步驟 1515)。於反饋伺服器，元資料與關聯資料係儲存於一反饋資料

庫 1525。方法 1500 係評估該專用分類器之性能，運用其儲存於在該反饋伺服器或由反饋伺服器可存取之一視訊資料庫 1530 的錯誤元資料與視訊資料。以此方式，專用分類器係可用以自動標示大量的訓練資料。通用分類器為不符合於專用分類器之未標示資料係可提出至使用者以供在中央訓練設施之標示(未顯示)。一新的通用分類器係接著訓練以針對於其正確分類之彼等型態而一致於專用分類器(步驟 1540)。自多個地點所累積的專用化係可為以類似方式而運用。若一新的通用分類器係可訓練為更為一致於所有上載的專用分類器，新的通用分類器係分發至所有地點以供可能的部署。明確而言，方法 1500 係測試該通用分類器是否相較於先前者為較佳(步驟 1545)。若為如此，則其可分發作為一新的通用分類器以供部署在地點(步驟 1550)。若為否，則專用分類器係標明為一地點樣板。當一專用分類器的性能係視為地點特定，其決策係相較於儲存的地點樣板(步驟 1555)。若存在其為較一致於專用分類器之一地點樣板，則該地點樣板係可為更新(步驟 1565)。否則，專用分類器係可儲存作為一新的地點樣板(步驟 1560)。

【00124】選用而言，方法 1500 係可測試地點樣板是否為一季節改良(步驟 1570)，且若是如此而排定該專用化為季節改良(步驟 1575)。

【00125】反饋與更新或更新的分類器或分類器參數之中央整合及分配係基於辨識誤差而致能整合社群反饋。針對於遭遇類似問題之顧客地點的資料係可整合，且一新的分類器係可訓練及傳播。該廣泛基礎的反饋係允許廣泛收集之資訊為納入於訓練一新分類器；舉例而言，關於來自種種系統的偽警報之資訊係可共享。概括而言，元資料係包括針對於分類器欲得知之充分資訊而無須存取原始視訊資料。當一新的分類器係於一顧客地

點而內部更新，新版本的分類器係亦傳送至其他顧客。舉例而言，新的分類器係可運用以確定哪些顧客地點為具有類似的偽警報來源。隨著部署系統之數目為增加，收集的反饋之數量與品質亦可提高，因而基於該反饋以致能更為準確的通用分類器之產生。

【00126】週期式更新係可推動至所有網路相機，極為類似於一防毒系統。分類器專用化係可視為一新物件定義檔。各個新定義檔係可運用被動與主動驗證機構而驗證於顧客端。若新定義檔係驗證，則其為提出至使用者以供部署。

【00127】學習新通用物件類別係採用如同前述的主動學習方法之相同程序。新物件類別之特定地點的學習係採用如同偽警報降低方法之相同方法。於一種典型情形，一新類別係通常為一較通用類別之一特定型式。舉例而言，使用者係可能想要區分一送貨卡車與其他載具。因此，“送貨卡車”係一特定型式的載具。諸如於圖 16 所示之其具有一新物件分類器 1610 的一種專用化架構係可接著執行為一個單獨的分類器而非為一現存類別之一修改者。專用化方法係可視作為一偽警報降低方法，其中，非為載貨卡車之載具係偽警報。被動與主動驗證操作係較佳為在針對於新物件的一新分類器為部署之前而完成。

【00128】一校準模組係可納入於視訊分析模組 200 (圖 2)以響應於現場操作期間由物件分類模組 210 所實行的分類而自動更新種種分類物件之代表尺寸。反之，校準模組係可供應其代表已更新後的代表尺寸之資訊至物件分類模組以改良其分類性能。

【00129】一物件高度柵格係可構成於影像平面，其中，針對於各個柵

格單元，一物件之平均高度係估計而無須人工校準之輔助。一多項式擬合係可接著為估計以映射一物件之底位置至其頂位置且反之亦然。隨著時間經過，準確的物件尺寸估計係可針對於該場景之不同部分而自動產生，無論有否納入主動使用者反饋。於一個較佳實施例，一種人工校準方法係不必達成準確的物件尺寸估計。隨著較大的準確度係發展，得知的資訊之信賴度係上升，使得物件尺寸估計係可運用以降低偽偵測。運用自驗證及追蹤的物件之高度資訊且連同相機透鏡資訊，一完整組的相機參數係可然後為估計，且接著為運用以估計一地平面與影像對真實世界的座標映射。具有充分的信賴，幾何資訊係可轉移為運用於偵測其位在於地平面之上的物件，例如：於多層為容納類似載具之一停車庫的上層。

【00130】圖 17 係一種方法 1700 的流程圖，方法 1700 係利用及更新一尺寸函數，尺寸函數係關連一既定型式之一物件的一尺寸至於一視野之其位置。該尺寸函數係可為位置之一參數化的函數，諸如：於 X 與 Y 座標之一個二階的多項式。由於其具有概括固定尺寸於該類別(例如：成人身高)的所有成員之分類物件 1702 係由該物件分類模組所作成可利用，該方法 1700 係確定其是否為具有高或低信賴而分類作為該類別的成員(步驟 1710)，較佳為藉由檢查上述的信賴估計。若信賴為低，則尺寸函數係應用至物件於其目前位置(步驟 1720)且由該尺寸函數所獲得之值係相較於影像之實際尺寸以確定其是否為充分接近匹配(步驟 1725)。若為如此，則作為物件類別的一成員之物件 1702 的分類係可確認為正確(步驟 1730)。若實際的尺寸與尺寸函數計算的尺寸係並未充分接近匹配，則方法 1700 係分類該物件作為物件類別之一非成員(步驟 1735)。於任一個情形，每當分類器的

信賴為低，尺寸函數係不變，由於企圖運用可疑的資料以校準該尺寸函數係將為不謹慎。

【00131】 尺寸函數係可更新(步驟 1740)，運用物件的實際尺寸作為針對其出現於影像之位置的該物件類別之預期尺寸的一附加資料點。尺寸函數係藉由修改其參數而更新，諸如：藉由一種遞迴最小平方演算法或類似的演算法。因此，下次，一低信賴的物件係提出，更新尺寸函數係將應用以確認或否認該分類。以此方式，物件分類係運用現場可靠資料而自動校準於執行時間操作期間。

【00132】 於本文所圖示及說明的方法與系統係可存在於主動與非主動之種種形式。舉例而言，其可部分或整體存在作為於原始碼、目標碼、可執行碼、或其他格式的程式指令所組成之一或多個軟體程式。上述之任一者係可為以壓縮或未壓縮形式而實施於一電腦可讀媒體，其包括儲存裝置。範例的電腦可讀儲存裝置係包括習用電腦系統的隨機存取記憶體(RAM)、唯讀記憶體(ROM)、可抹除可程式化 ROM (EPROM)、電氣式可抹除可程式化 ROM (EEPROM)、快閃記憶體、與磁碟片或光碟片或磁帶。

【00133】 結論

【00134】 上文運用的術語與描述係僅為作為舉例所陳述而無意為限制。舉例而言，該種分類器係可為一遠端處理單元之部分者且該等分類方法係可實行於遠端處理單元，諸如：遠端儲存/處理單元 106 (圖 1)、關聯於使用者介面 104 之一電腦、於相機系統 108 之另一個節點、或另一個伺服器，諸如：於一中央位置或於另一個網路之一者。熟悉此技術人士係將認知的是：本文所述的概念之彼等與諸多其他的變化、增強及修改係可能而

未脫離本發明之基本原理。本發明之範疇係應因此為僅由隨附申請專利範圍與其等效者所確定。

【符號說明】

【00135】

- 100 相機系統
- 102 影像捕捉裝置
- 104 使用者介面
- 106 遠端儲存/處理單元
- 108 網路
- 110 內部儲存系統
- 111 硬碟機(HD)
- 112 元資料資料庫(DB)
- 114 顯示器
- 116 輸入裝置
- 200 視訊分析模組
- 202 外殼
- 204 物件偵測模組
- 206 物件追蹤模組
- 208 暫時物件分類模組
- 210 物件分類模組
- 300 完整人體分類器
- 302 人體軀幹分類器
- 304 載具分類器
- 500 階段

502	特徵萃取器
504	比例及總和方塊
506	比較方塊
901	影像資料
1130	地點專用分類器
1140	相機專用分類器
1520	網路
1525	反饋資料庫
1530	視訊資料庫
1610	新物件分類器

申請專利範圍

1.一種響應一系統使用者的一偵測優選以為一相機系統改善視訊分析的效能之方法，所述方法係包含：

當所述相機系統已於現場使用時，接收代表所述相機系統之一視野中之一場景的多個影像之影像資料，所述多個影像係包括多個物件之表示方式，所述多個物件之一第一組具有一物件類別之成員，而所述多個物件之一第二組不具有所述物件類別之成員；

當所述相機系統已於現場使用時，使用配合一通用分類器實施的視訊分析以分析所接收的所述影像資料來產生一通用分類判定，所述通用分類器實行通用分類器步驟，所述通用分類判定係將所述多個物件分類為所述物件類別之成員或非成員；

當所述相機系統已於現場使用時，響應於所述系統使用者的回應來產生錯誤元資料，所述回應係指出基於所述系統使用者的所述偵測優選的所述通用分類判定造成一錯誤分類判定；以及

當所述相機系統已於現場使用時，藉由對已實行的所述通用分類步驟外加的一專用步驟加以實行，以基於所述錯誤元資料來改善視訊分析的效能，所述專用步驟係對由所述通用分類器所分類的所述多個物件產生用於提出給所述系統使用者的一專用分類判定，用以減少未來錯誤分類判定之次數。

2.如申請專利範圍第 1 項之方法，其中所述通用分類器係包括組態於一串級組態之 N 個決策步級，且其中所述專用步驟係包含自所述錯誤元資料所構成的一附加步級而增加至所述物件分類器之所述 N 個決策步級，因而

造成具有 $N+1$ 個步級之一物件分類器。

3.如申請專利範圍第 1 項之方法，其中所述錯誤分類判定係一偽警報，所述偽警報代表當所述視訊分析確定所述第二組之一物件為所述物件類別之一成員時的一實例。

4.如申請專利範圍第 1 項之方法，其進一步包含：

將所述錯誤分類判定之一表示方式顯示於一顯示器上以供所述系統使用者進行回應。

5.如申請專利範圍第 1 項之方法，其中所述通用分類器在改善視訊分析的效能之前係代表一部署分類器，且在改善視訊分析的效能之後係代表一專用分類器，所述方法係進一步包含驗證所述專用分類器。

6.如申請專利範圍第 5 項之方法，其中所述驗證所述專用分類器係包含所述專用分類器之一被動驗證，所述被動驗證係包括：

藉著所述專用分類器以分類一群物件；

藉著所述部署分類器以分類所述一群物件，所述部署分類器係產生偽警報與真警報；

向所述系統使用者提出所述偽警報與真警報以供回應；

基於所述偽警報、所述真警報、或所述偽警報和所述真警報兩者之系統使用者回應以產生反饋資訊；以及

比較所述專用分類器之分類與所述反饋資訊。

7.如申請專利範圍第 5 項之方法，其中所述驗證所述專用分類器係包含所述專用分類器之一主動驗證，所述主動驗證係包括：

藉著所述部署分類器以分類一群物件；

藉著所述專用分類器以分類所述一群物件，其中所述專用分類器之一些分類係與所述部署分類器之分類為不一致；以及

向所述系統使用者提出所述專用分類器之不一致分類之表示方式以供

驗證。

8.如申請專利範圍第 1 項之方法，其中所述相機系統係包括經部署於一地點處的多個影像捕捉裝置，所述影像捕捉裝置於所述地點處具有不同視野，所述相機系統之所述視野係對應於所述影像捕捉裝置之所述不同視野，其中所述改善視訊分析的效能係包含修改所述通用分類器以形成一地點專用分類器。

9.如申請專利範圍第 1 項之方法，其中所述相機系統係包含用以產生所述影像資料之一影像捕捉裝置，其中所述改善視訊分析的效能係包含修改所述通用分類器以形成對應所述影像捕捉裝置的一相機專用分類器。

10.如申請專利範圍第 1 項之方法，其中所述相機系統係透過一網路連接至一中央反饋伺服器之多個相機系統中的一者，所述方法係進一步包含：

通訊所述錯誤元資料至所述中央反饋伺服器，其中所述錯誤元資料係被用於改善所述多個相機系統之視訊分析的效能。

11.如申請專利範圍第 10 項之方法，其中所述通用分類器係包含代表一特徵/轉變組合的一階段，所述特徵/轉變組合係包含一特徵和一判別函數，且所述改善視訊分析的效能係包含使用所述錯誤元資料以自一組可能特徵中挑選所述特徵、且自一組可能判別函數中挑選所述判別函數，所述特徵/轉變組合之所述特徵和所述判別函數係最大化所述通用分類器的物件分類效能。

12.如申請專利範圍第 11 項之方法，其中所述錯誤元資料被通訊至一中央反饋伺服器，以挑選所述特徵和所述判別函數。

13.如申請專利範圍第 11 項之方法，其中所述錯誤元資料被用來修改所述物件分類器的一現有階段的一特徵/轉變組合。

14.如申請專利範圍第 1 項之方法，其中所述相機系統係透過一網路而連接至一中央反饋伺服器，所述方法係進一步包含：

通訊所述錯誤元資料至所述中央反饋伺服器，以使用所述錯誤元資料來改善所述相機系統之視訊分析的效能。

15.如申請專利範圍第 1 項之方法，其中所述物件類別係對應一新物件分類器之一物件類別，所述新物件分類器要被包含在所述視訊分析之一物件分類模組中，且所述改善步驟係包含基於所述物件分類模組之一部署物件分類器來建構所述新物件分類器，所述部署物件分類器係確定所述多個物件是否為一部署物件類別的成員或非成員，所述建構步驟係包含：

運用所述部署物件分類器以將所述第一組的物件識別作為所述部署物件類別之成員；

將所識別的所述物件之表示方式提出於一顯示器上，其中所述系統使用者係將所識別的所述物件標示為所述新物件類別之成員或非成員；

基於所述使用者給定的所述標示來產生所述錯誤元資料；以及

形成所述新物件分類器，其中所述新物件分類器之特徵為所述部署物件分類器基於所述錯誤元資料進行修改的一版本。

16.如申請專利範圍第 15 項之方法，其中所述新物件類別係所述物件類別之一子類別。

17.如申請專利範圍第 1 項之方法，其中所述物件類別係代表關注物件的一通用類別。

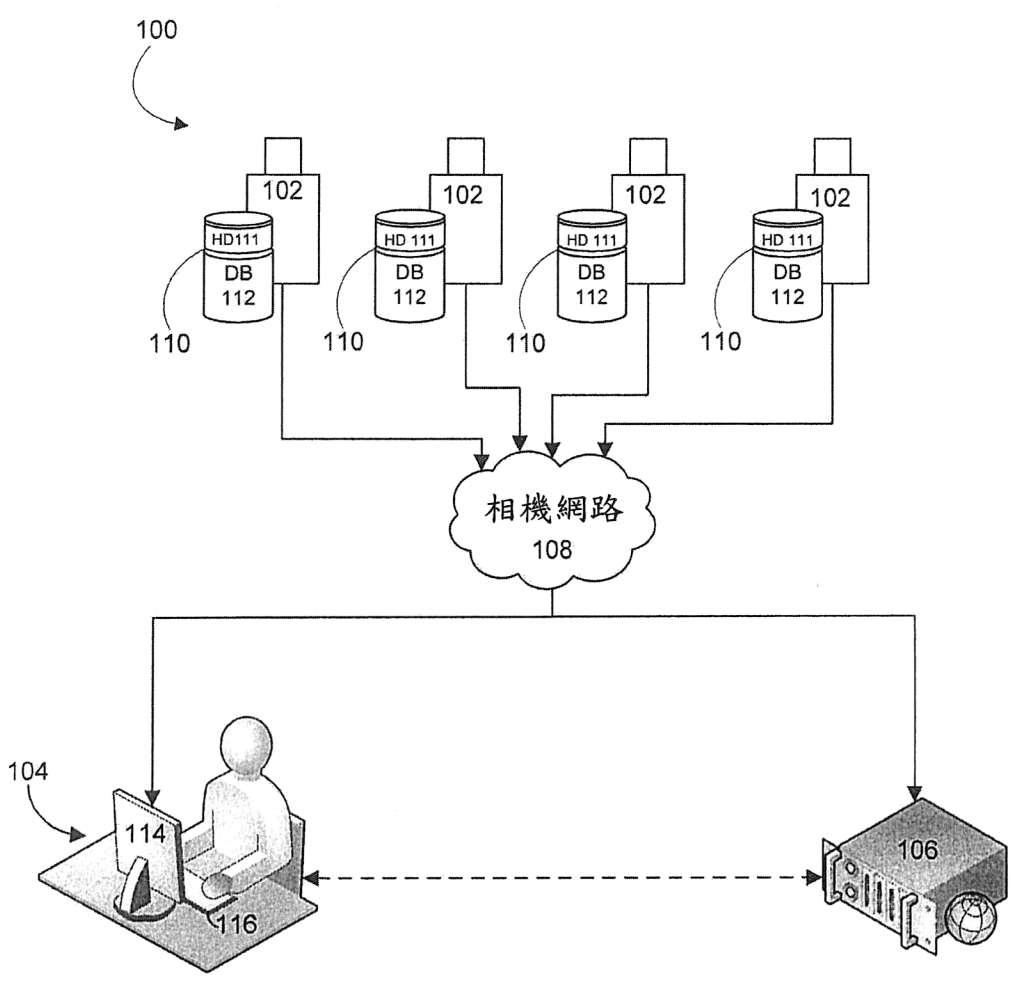


圖 1

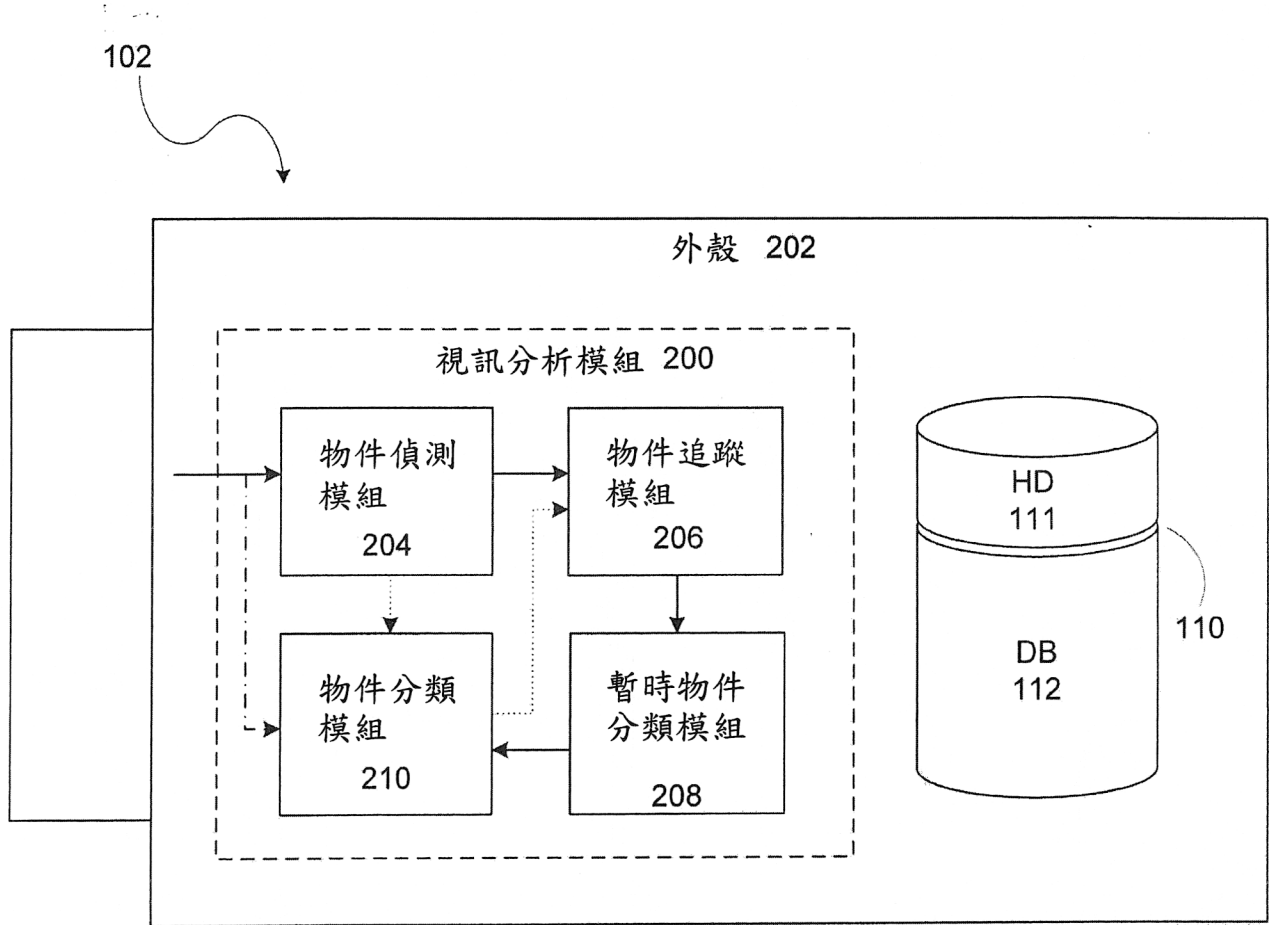


圖2

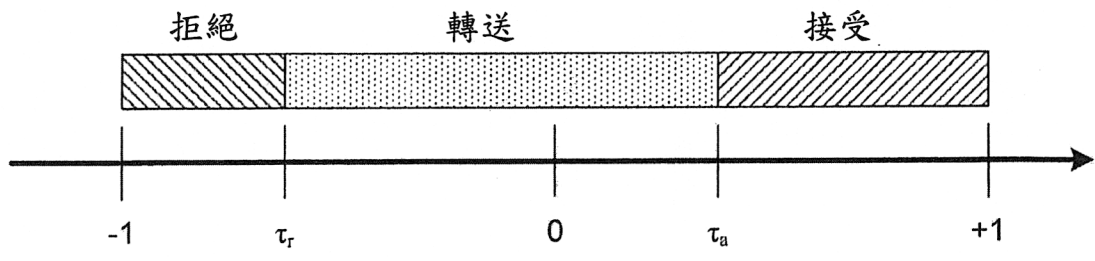


圖5B

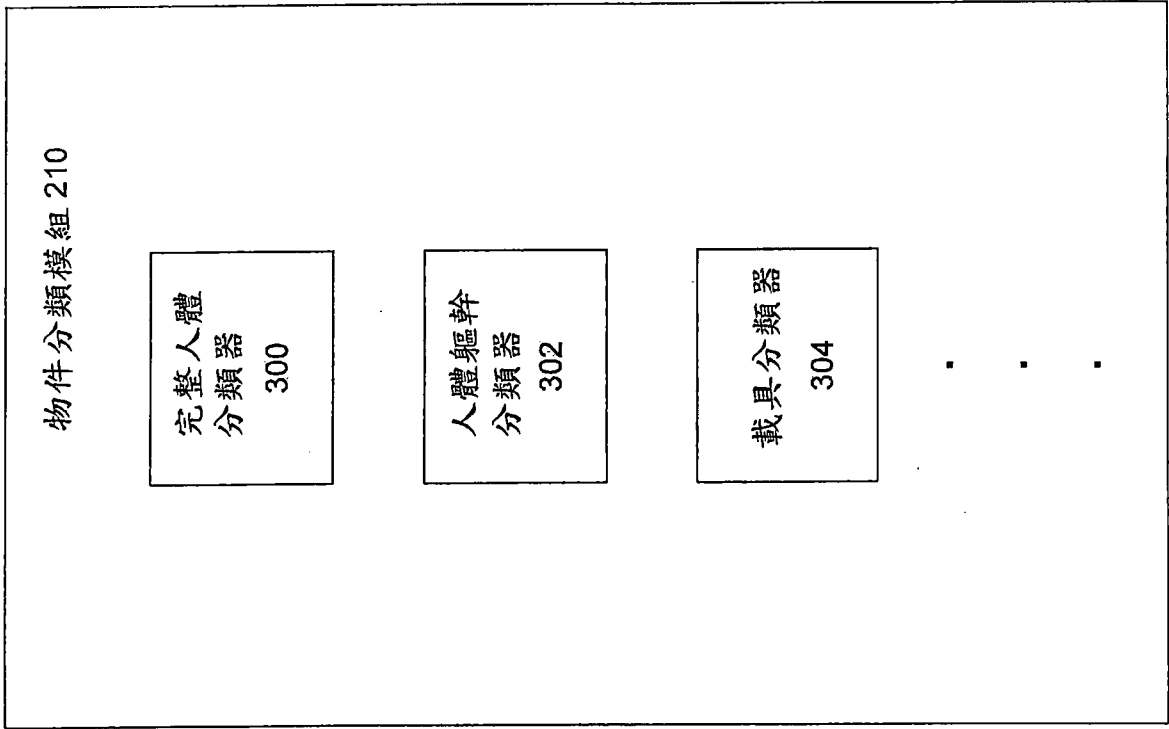


圖3

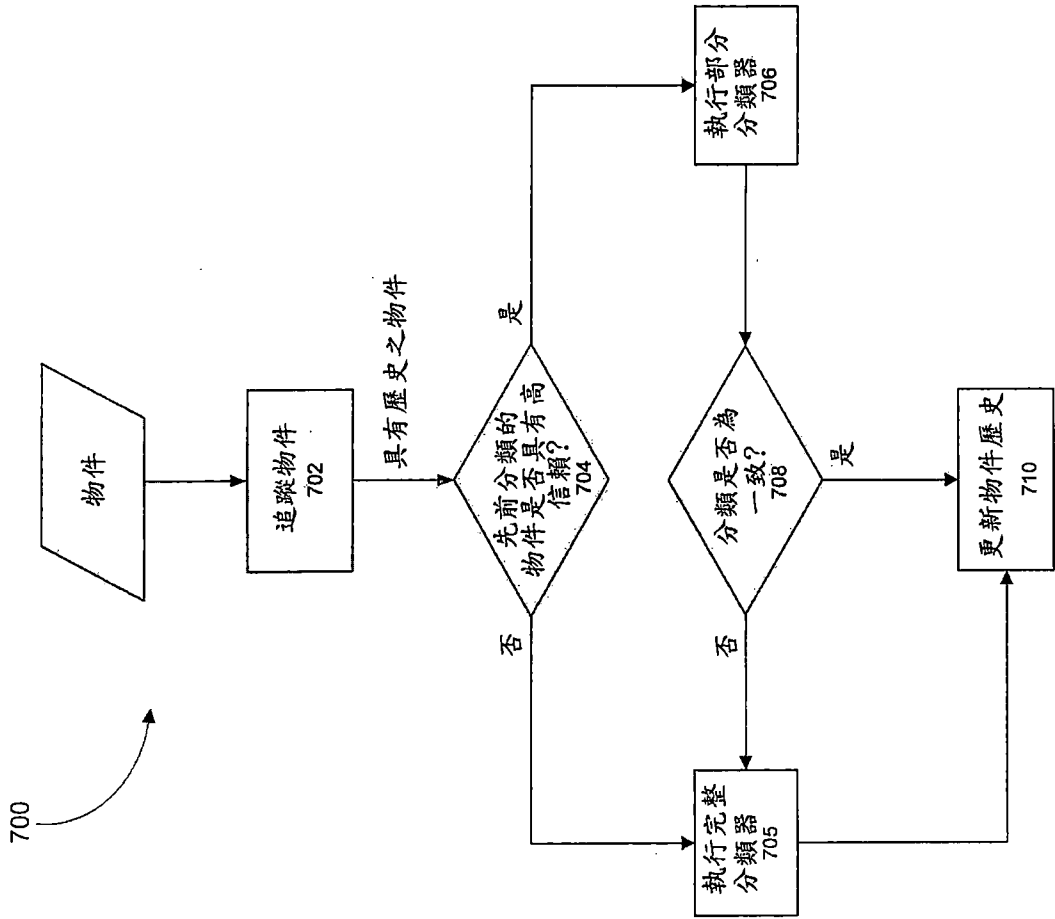


圖7

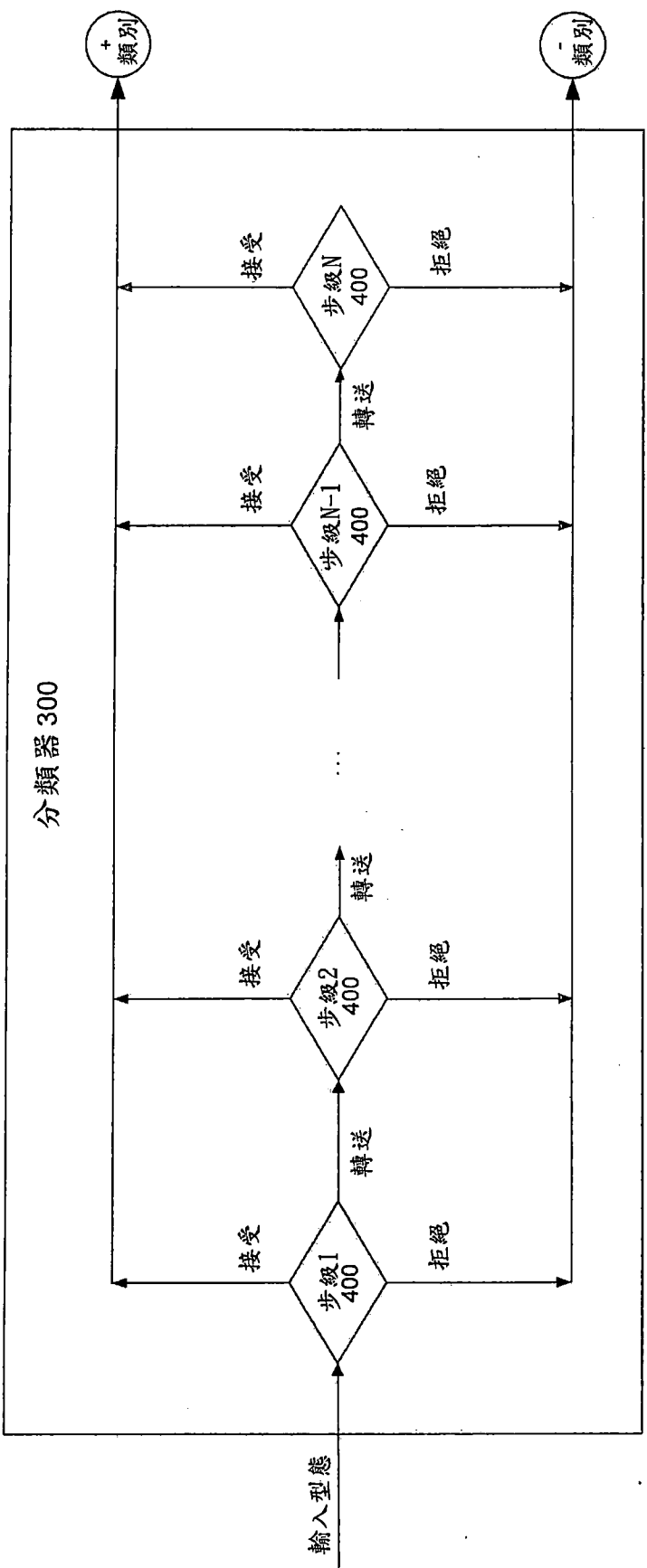


圖4

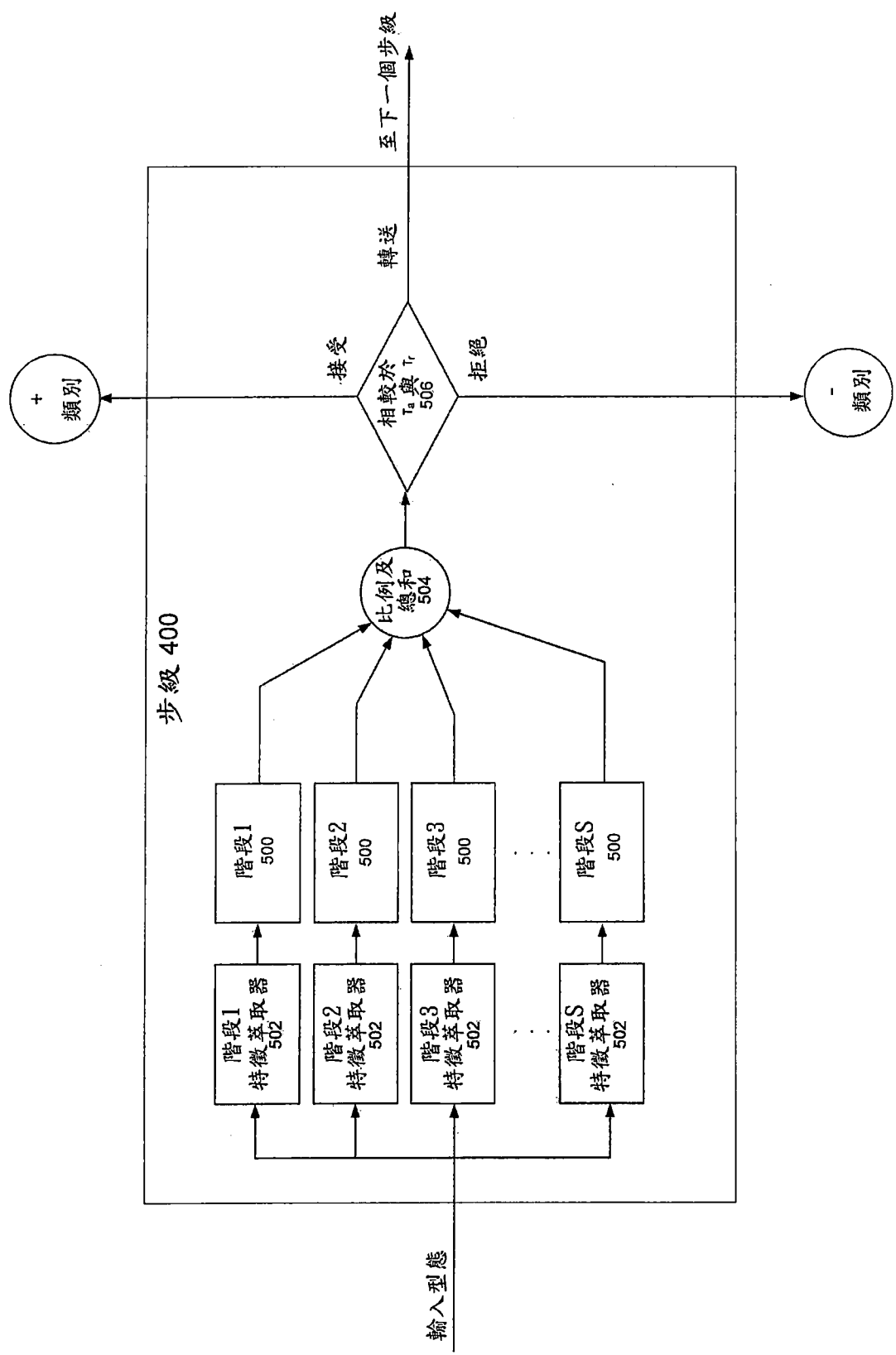


圖5A

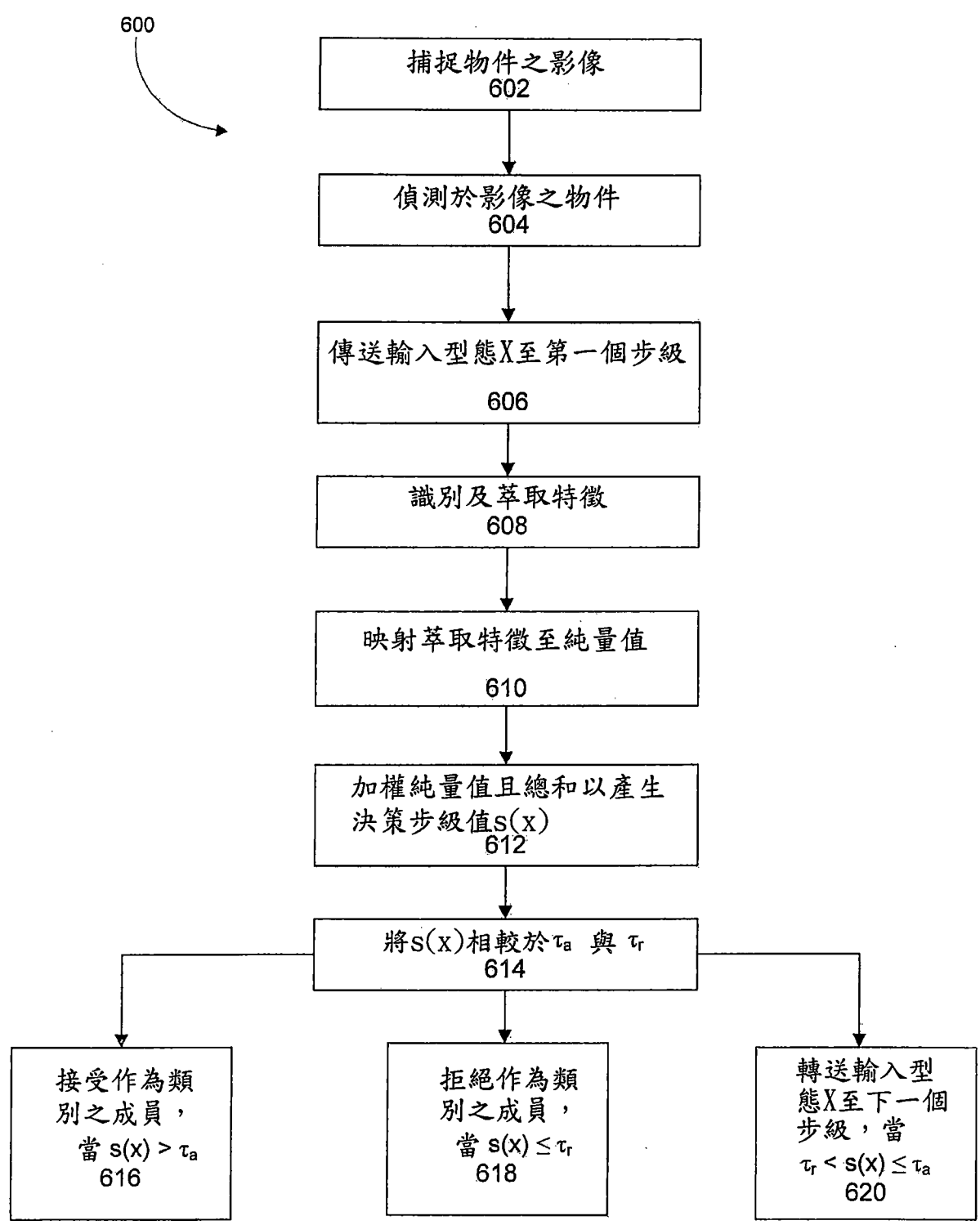


圖6

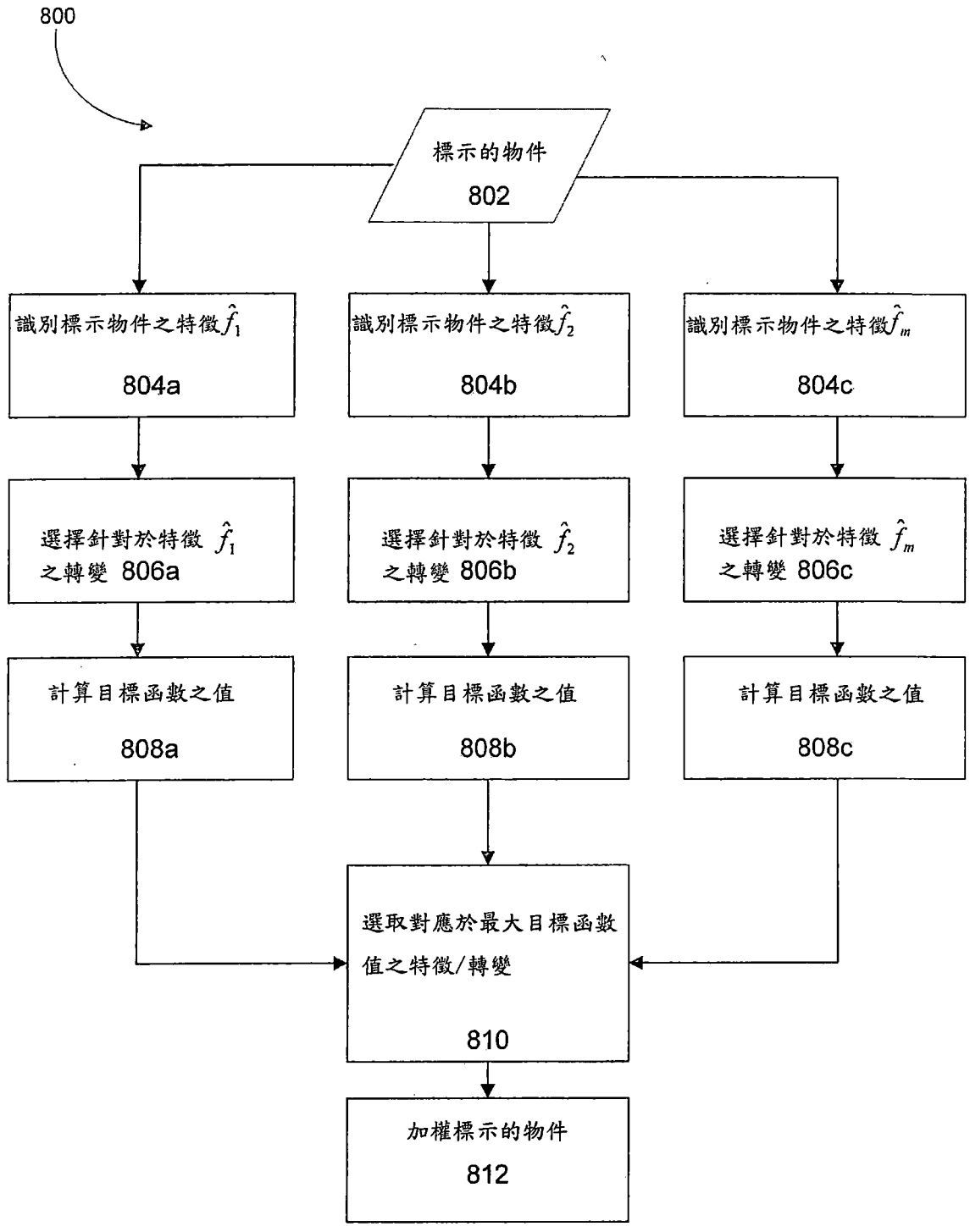


圖8

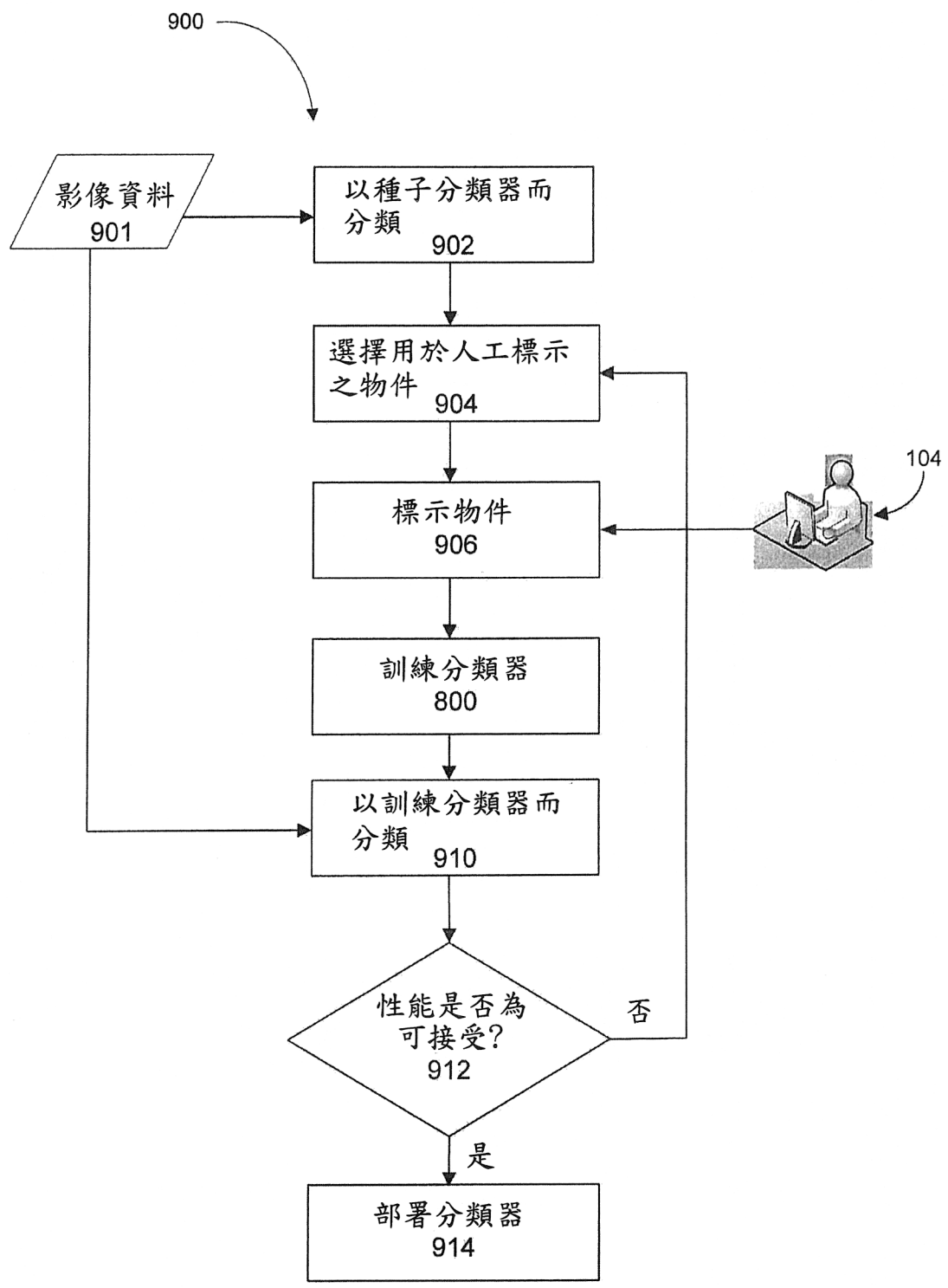


圖9

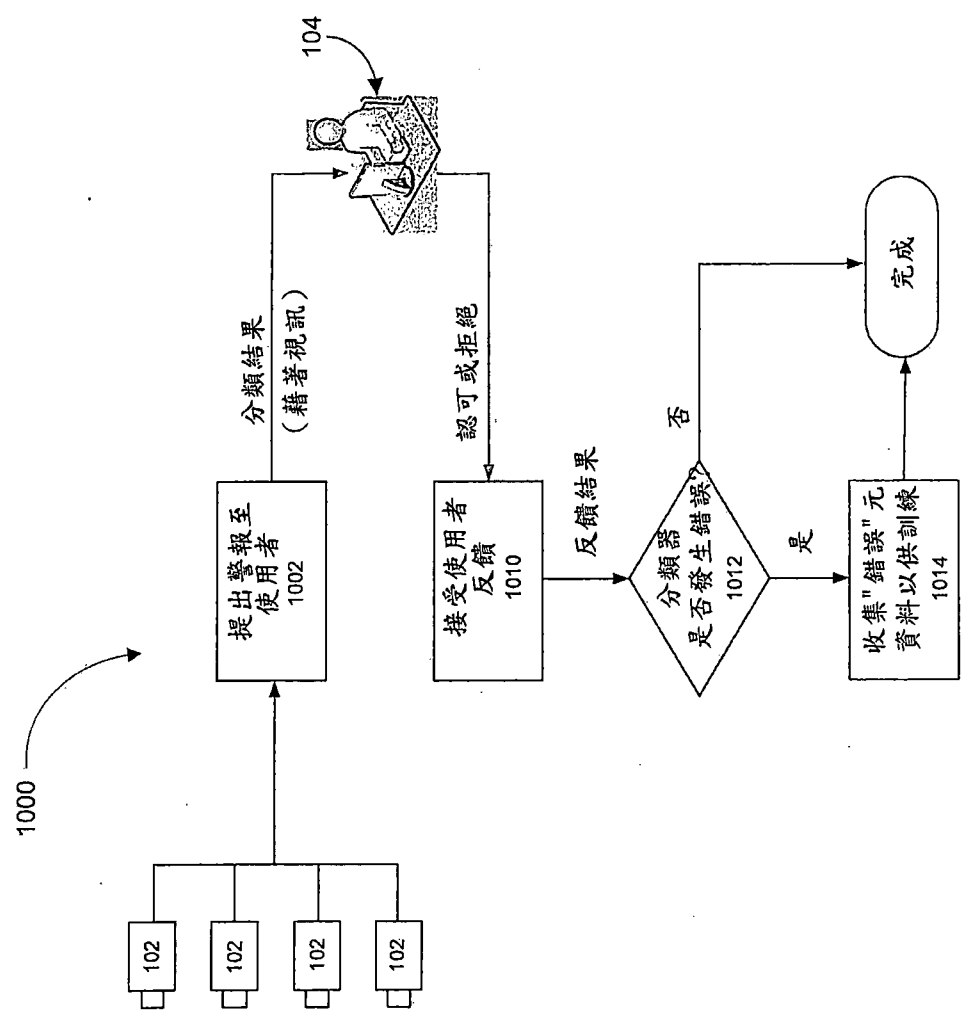


圖10

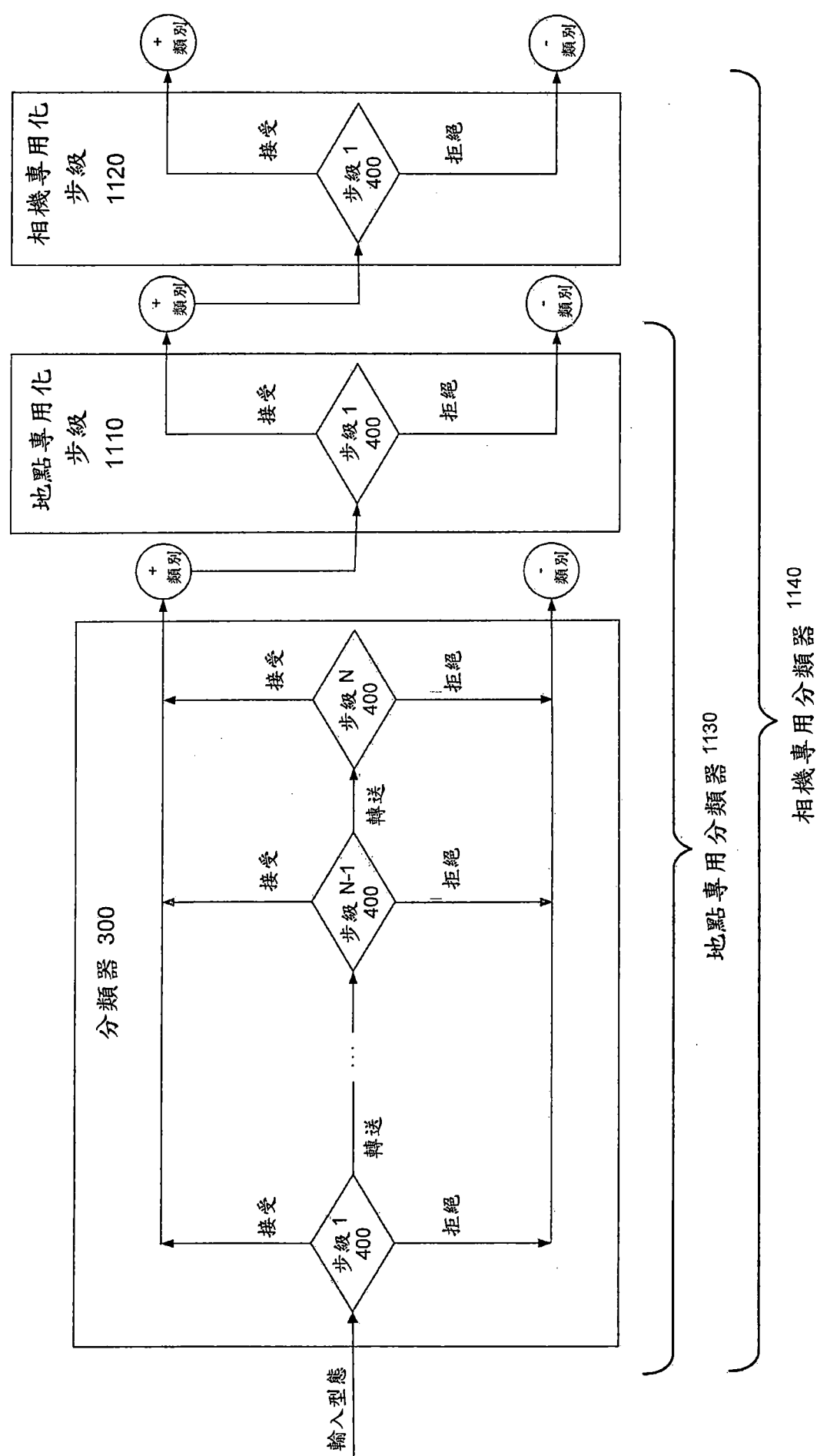


圖11

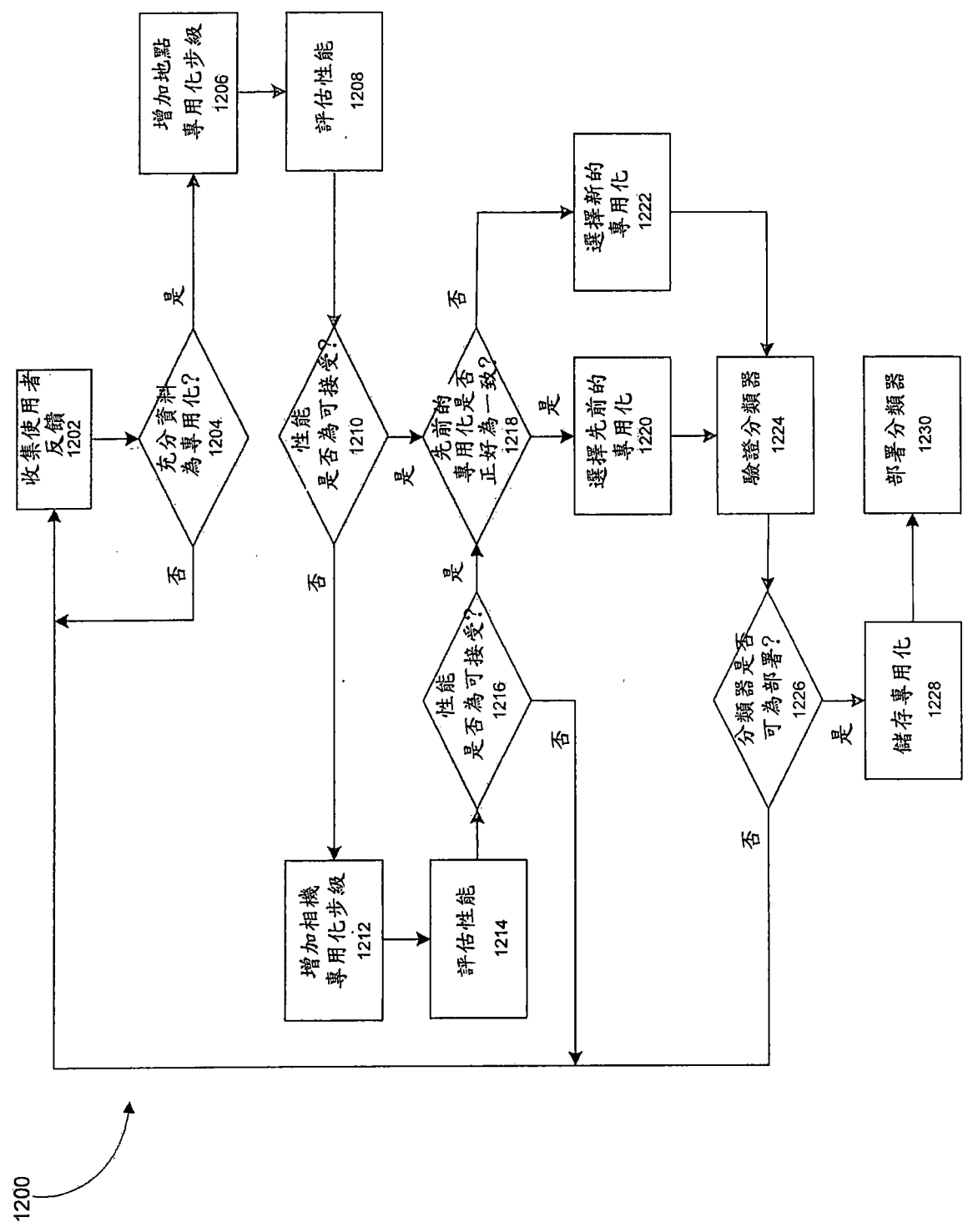


圖12

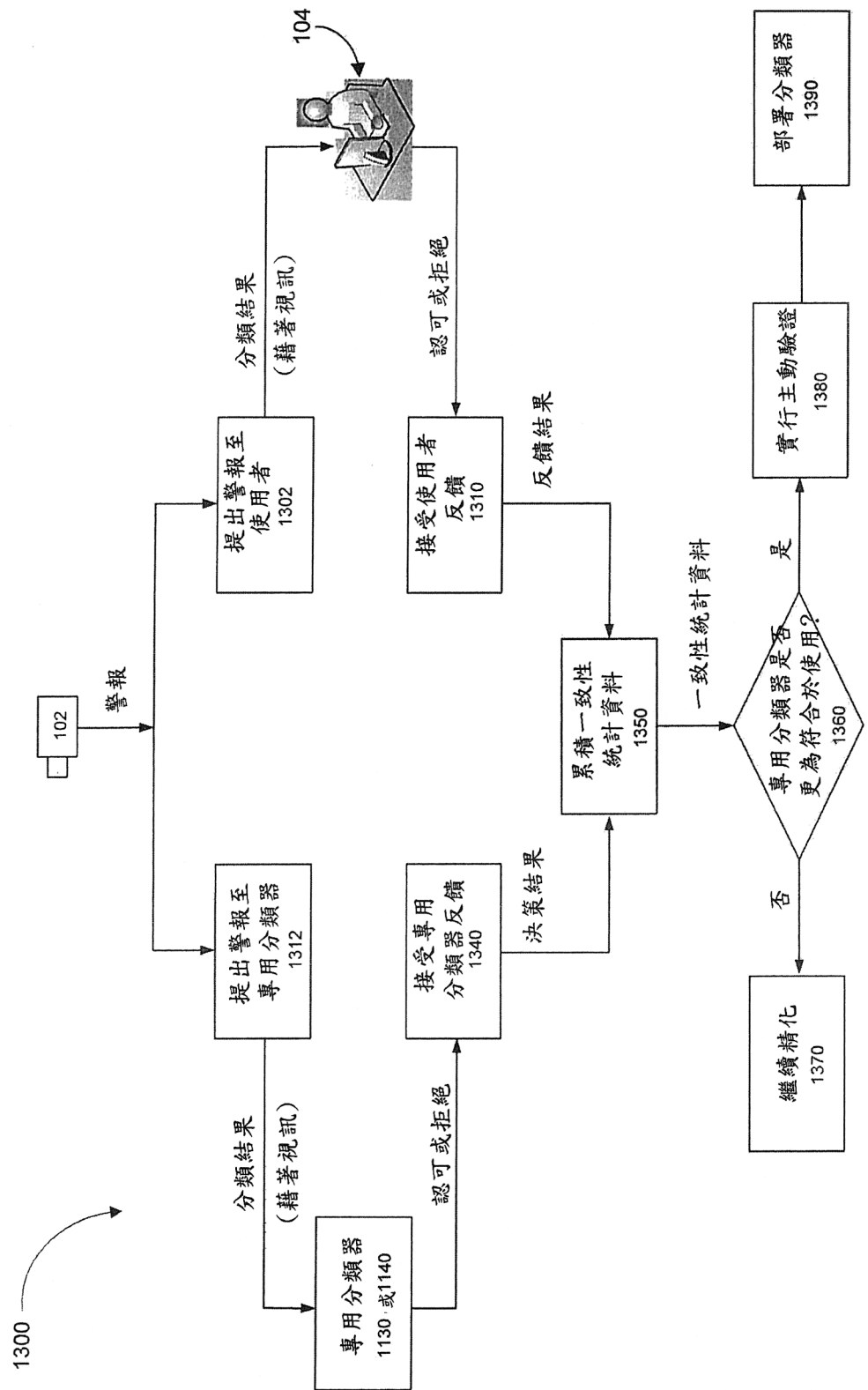


圖13

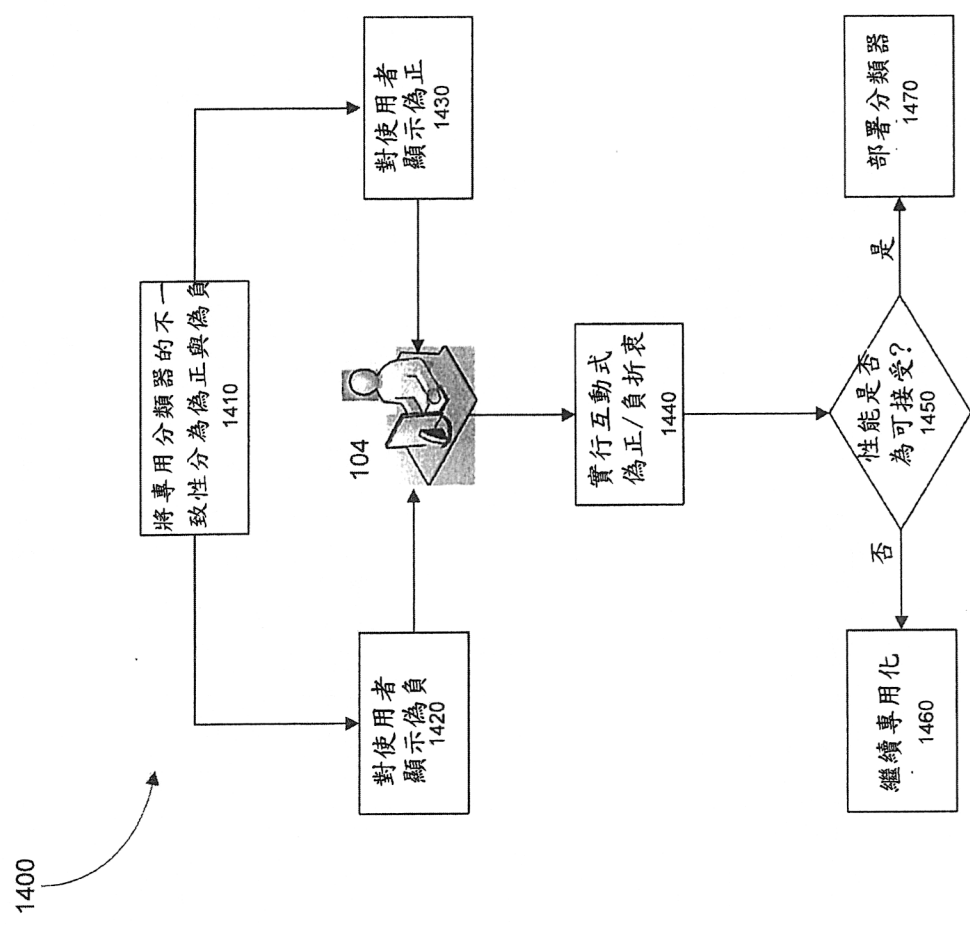


圖14

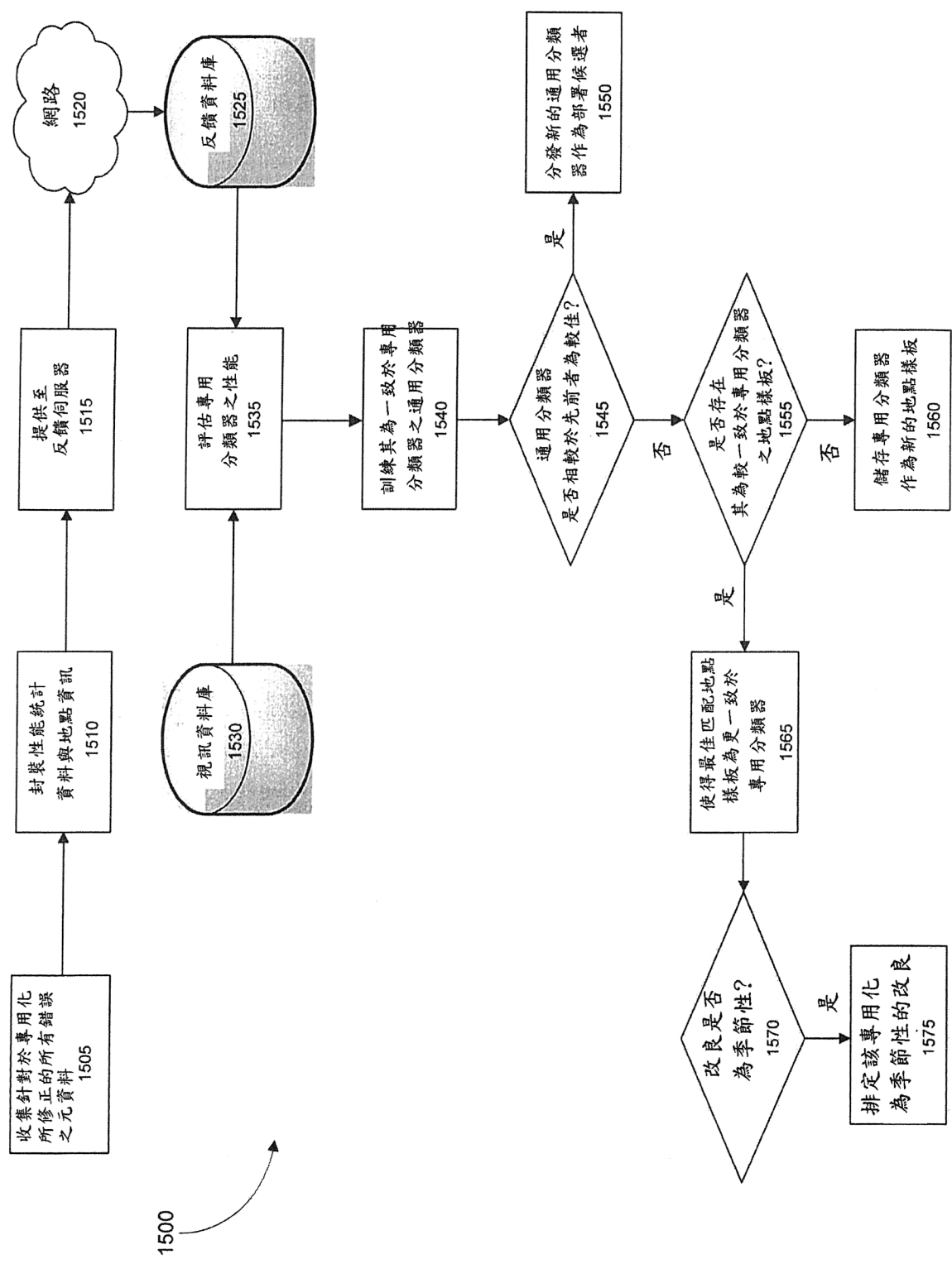


圖15

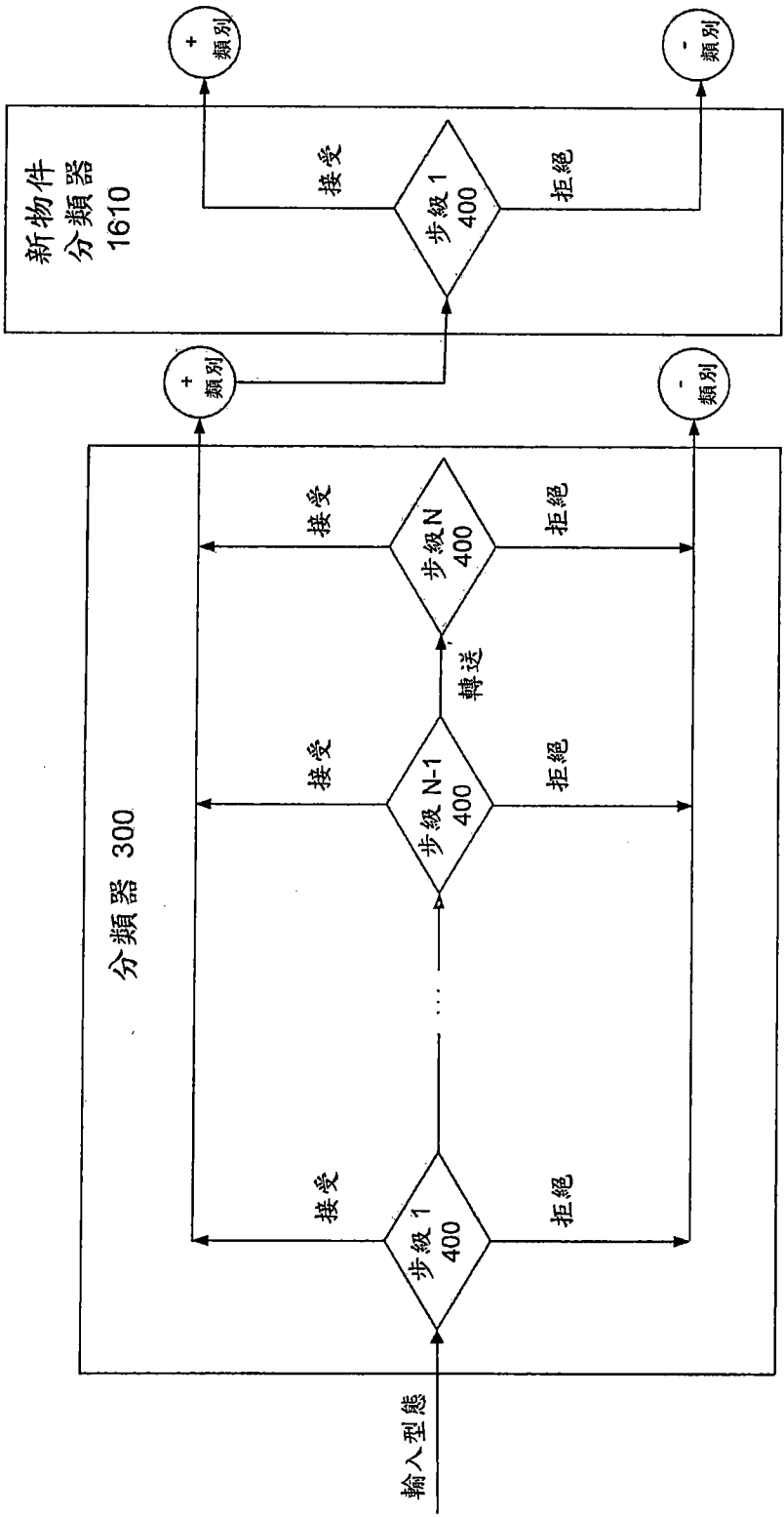


圖16

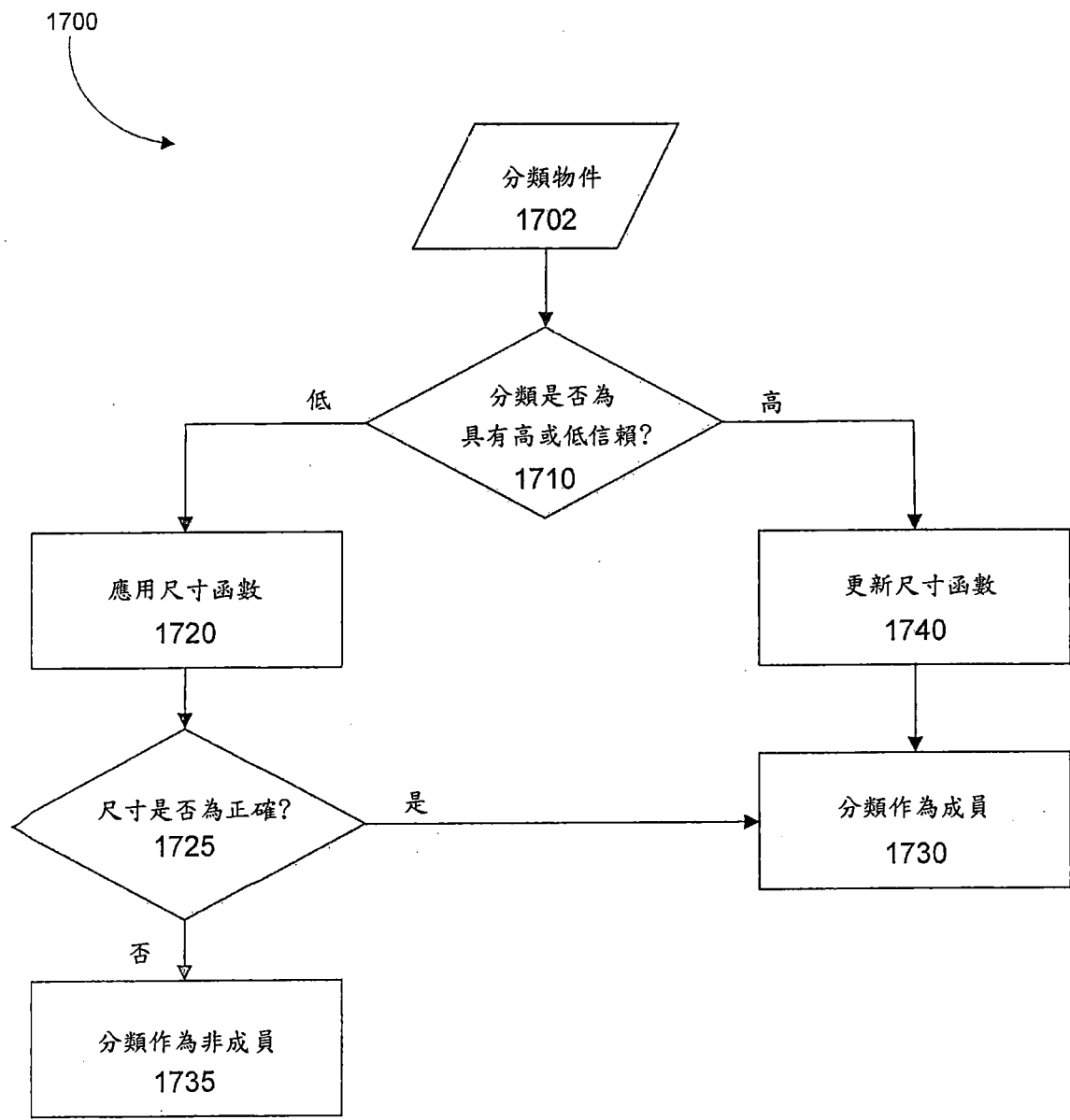


圖17