

發明專利說明書

200743393

(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：95115899

※申請日期：95.5.4

※IPC 分類：H04N 9/85 G06T 7/60 G06F 17/11

一、發明名稱：(中文/英文)

一種即時階層式背景重建與前景偵測之方法

二、申請人：(共 1 人)

姓名或名稱：(中文/英文)

國立交通大學

代表人：(中文/英文) 張俊彥

住居所或營業所地址：(中文/英文)

新竹市大學路 1001 號

國 籍：(中文/英文)

中華民國

三、發明人：(共 2 人)

姓 名：(中文/英文)

1. 陳祝嵩

2. 陳昱廷

國 籍：(中文/英文)

中華民國

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： 年 月 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：

本發明揭露一種即時階層式背景重建與前景偵測之方法，可於視訊中進行背景重建與前景偵測，其主要特徵係在於整合了以區塊為基礎 (Block-Based) 之粗階 (Coarse-Level) 背景模型 (Background Modeling) 與以像素為基礎 (Pixel-Based) 之細階 (Fine-Level) 背景模型方法。首先，本方法將影像劃分成不互相重疊的影像區塊，並針對每一個區塊建立其粗階背景模型，有了此一模型便可進行快速但形狀較粗略的前景物體偵測。在有了粗略前景偵測結果後，再將此結果饋入 (Feed) 細階背景模型做進一步的判斷分析。其中在粗階背景重建部份係以一個新發展的區塊描述元 (Descriptor) 來描述區塊內含資訊的特徵，此一描述元稱為差異均值向量 (Difference Mean Vector, DMV)。此外，高斯混和 (Gaussian Mixture) 方法被使用來對差異均值向量特徵進行粗階背景模型的建構。細階部份則可採用現行習知之以像素為基礎的背景重建方法。另外，一前饋架構 (Feed-Forward Framework) 亦被揭露來整合粗階背景模型與細階背景模型，其將粗階部份所辨認到的資訊饋入至細階部份，以進行粗階前景偵測結果的細緻化與細階背景模型的更新。

六、英文發明摘要：

無

七、指定代表圖：

(一)本案指定代表圖為：第(一)圖。

(二)本代表圖之元件符號簡單說明：

- 步驟 101 開始
- 步驟 102 自影像緩衝區中擷取訓練影像
- 步驟 103 訓練粗階背景模型
- 步驟 104 訓練細階背景模型
- 步驟 105 決定訓練階段是否完成
- 步驟 106 自影像緩衝區中擷取輸入影像
- 步驟 107 利用粗階背景模型將擷取之輸入影像分成前景與背景，並
進行粗階背景模型更新
- 步驟 108 將粗階前景偵測結果輸出
- 步驟 109 檢視影像中每一像素是否被粗階背景模型偵測為前景
- 步驟 110 利用細階背景模型將被粗階背景模型偵測為前景的像素
更精細地分為前景與背景
- 步驟 111 利用被粗階背景模型偵測為背景的像素資訊對細階背景
模型做更新
- 步驟 112 將細階前景偵測結果輸出
- 步驟 113 決定是否結束前景偵測
- 步驟 114 結束

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】

本發明係有關一種即時背景重建與前景偵測之方法，尤指一種階層式 (Hierarchical) 背景重建與前景偵測之方法，其主要結構係在於整合以區塊為基礎 (Block-Based) 之粗階 (Coarse-Level) 背景模型與以像素為基礎 (Pixel-Based) 之細階 (Fine-Level) 背景模型之方法，可於視訊中進行背景重建與前景偵測。

【先前技術】

背景模型是絕大多數視訊監控方法的基礎，其主要針對利用靜態 (Static) 攝影機所拍攝而得的視訊來學習環境中的背景模型，並藉由將學習到的背景模型與輸入影像作比對，進而偵測前景移動物體的區域。其主要特徵係將不含前景或僅含少量前景的訓練影像分成重疊或互不重疊的區域，並利用訓練影像在同一區域的特徵 (Feature) 來學習背景模型，其中特徵係以向量 (Vector) 型式表示，通常不同演算法使用不同的特徵。例如，Elgammal、Harwood 與 Davis (“Non-Parametric Model for Background Subtraction”, in Proceedings of European Conference on Computer Vision, 2000)，Kim、Chalidabhongse 與 Davis (“Real-time Foreground-Background Segmentation Using CodeBook Model”, Real-Time Imaging, 2005)，以及 Stauffer 與 Grimson (“Adaptive Background Mixture Models for Real-time Tracking”, Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1999) 分別使用 RGB 色彩平面的亮度值為特徵。而 Mason 與 Duric 在 “Using Histograms to Detect and Track Objects in Color Video” (30th

Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, 2001)一文中利用區域內所有像素統計出的色彩直方圖 (Color Histogram) 與邊緣直方圖 (Edge Histogram) 為特徵；至於在背景模型的學習上，則利用所有訓練影像在同一區域的特徵來學習出代表這些特徵的特徵點 (Feature Point) 和與此特徵點的距離 (Distance)，例如最簡單求取特徵點的方法為將所有特徵向量取平均。在背景模型學習完成後，將輸入影像每一區域的特徵與背景模型做比較，若該區域的特徵與相對應的背景模型特徵點間的距離小於學習到的距離則此區域被辨認為背景區域，反之，此區域被辨認為前景區域，此稱為辨認步驟 (Identification Step)。另外，由於環境中的光源會隨著時間而有漸進的改變，因此，所學習到的背景亦必需利用每一輸入影像進行更新步驟 (Update Step)，以慢慢微調背景模型的特徵點位置和與此特徵點的距離。

在將影像分成許多區域時，若每一區域僅含有單一像素，則此背景模型稱為以像素為基礎的背景模型，而這也是目前大部份背景模型重建的方法，換言之，此法利用同一像素在訓練影像上所觀察到的資訊來學習該像素的背景模型。此類方法之優點為可以取得精確的前景運動物體形狀，以利進一步分析。然而其缺點為不易克服動態背景問題，例如，攝影機局部晃動、風吹草動、噴泉、海浪等，皆造成動態背景不易被背景模型描述之問題。

在將影像分成許多區域時，若每一區域含有兩個像素以上，則稱此背景模型為以區塊為基礎的背景模型，一般而言，其每一區域皆分成相

同大小的矩形，彼此可能相互重疊或互不重疊。由於在許多視訊監控應用中，不一定需要精確的物體形狀，只需要大略前景物體位置即可，因此這類方法的優點是經由使用區塊內所含像素統計特徵值的廣域資訊，使得動態背景之問題較易被克服，且其運算處理速度較以像素為基礎之背景模型快。然而其缺點為無法取得運動物體精確形狀資訊。

由於以像素為基礎的背景模型方法與以區塊為基礎的背景模型方法的優缺點係維互補，因此發展一種能整合此兩類方法優點，同時也可去除此兩類方法缺點的方法實為重要。然而，如何有效整合兩種不同基礎的背景重建方法，卻非顯而易見。

【發明內容】

基於上述習知技術之缺失，本發明之目的係提供一新發展的差異均值向量來描述區域內含資訊的特徵，並以此特徵為基礎進行背景模型的學習，其可適用於動態背景之重建。

本發明之另一目的係提供一種整合式背景重建方法，可整合以像素為基礎的背景模型與以區塊為基礎的背景模型之優點，而去除這兩類方法的缺點。

本發明之又一目的係提供一種階層式之背景模型方法，其可提供兩尺度 (Scale) 的背景重建與前景偵測結果。

為達成上述目的，本發明揭露一種即時階層式背景重建與前景偵測之方法，可於視訊中進行背景重建與前景偵測，其主要特徵係在於整合了以區塊為基礎之粗階背景模型與以像素為基礎之細階背景模型方法。首

先，本方法先將影像劃分成互不重疊的影像區塊，並針對每一個區塊建立其粗階背景模型，有了此一模型便可進行快速但形狀較粗略的前景物體偵測。在有了粗略前景偵測結果後，將此結果饋入細階背景模型做進一步的判斷分析。其中在粗階背景重建部份係以一個新發展的區塊描述元來描述區塊內含資訊的特徵，此一描述元稱為差異均值向量，此外，高斯混和方法被使用來對差異均值向量特徵進行粗階背景模型的建構。細階部份則可採用現行習知之以像素為基礎的背景重建方法。另外，一前饋架構亦被揭露來整合粗階背景模型與細階背景模型，其將粗階部份所偵測到的資訊饋入至細階部份，以進行粗階前景偵測結果的細緻化與細階背景模型的更新。

相較於現有之習知技術，本發明之一種階層式之背景重建方法提供下列優點：

1. 較之於以像素為基礎的方法而言，更能克服動態背景問題。
2. 提供兩個尺度前景偵測結果。

為期能對本發明之目的、功效及構造特徵有更詳盡明確的瞭解，茲舉可實施例併配合圖式說明如後：

【實施方式】

第一圖所示為本發明之階層式背景重建與前景偵測之方法流程圖，包含一訓練階段與一使用階段，其中步驟 102-105 屬於訓練階段，而步驟 106-113 屬於使用階段。訓練階段係利用不含前景或僅含少量前景之供訓練影像來學習背景模型，而使用階段係利用學習好的背景模型將輸入影像之每個像素辨認成為前景像素或背景像素，以將此影像區分成前景區域與

背景區域，其中前景區域由所有前景像素組成，而背景區域由所有背景像素組成。接著並更新 (Update) 背景模型，以便能讓背景隨時間而變化的狀況能藉由更新步驟加以反映出來。

自步驟 101 開始，於步驟 102 中，自影像緩衝區 (Image Buffer) 中擷取訓練影像。影像緩衝區係存有影像之儲存記憶單元。步驟 103 與步驟 104 分別為訓練粗階背景模型與訓練細階背景模型，步驟 103 與步驟 104 係平行進行，其詳細演算方法將於第三圖中描述。步驟 105 係決定訓練階段是否完成；若是，則進行步驟 106，開始進入使用階段；否則回到步驟 102，再自影像緩衝區中擷取下一張訓練影像，平行進行步驟 103 與步驟 104 之訓練粗階背景模型與訓練細階背景模型，直到完成訓練階段。

步驟 106 係自影像緩衝區中擷取輸入影像。步驟 107 係利用學習到的粗階背景模型將擷取之輸入影像分成前景與背景區域，並進行粗階背景模型更新，然後於步驟 108 中將粗階前景偵測結果輸出，並進行步驟 109 以檢視影像中每一像素是否被粗階背景模型偵測為前景；若是，則於步驟 110 中利用細階背景模型之辨認步驟將被粗階背景模型偵測為前景的像素更精細地區分為前景與背景；否則，進行步驟 111，利用被粗階背景模型偵測為背景的像素資訊對細階背景模型做更新。步驟 112 係將細階前景偵測結果輸出。步驟 113 係決定是否結束前景偵測；若是，則於步驟 114 結束；否則，回到步驟 106 再自影像緩衝區中擷取下一張輸入影像，繼續進行使用階段。

其中步驟 105 之決定是否完成訓練階段與步驟 113 之決定是否完成使用階段，可以一預設值決定該訓練階段與使用階段迴路之重複次數。亦即，將一預設值存入一計數器 (Counter)，每自影像緩衝區中取一訓練或輸入影像，並完成一次訓練階段或使用階段迴路，即將該計數器減一，直到計數器為零即完成訓練階段或使用階段。

值得注意的是，上述之階層式流程採用一非對稱性之前饋機制 (Asymmetric Feed-forwarding)，如第二圖所示。經粗階背景模型偵測為背景區域的像素，於細階部份不再進行細階背景模型辨認步驟，因為粗階背景模型使用更廣域的資訊，因此辨認的結果是可信賴的，另一方面，為了避免因光線隨時間變化而致使背景的逐漸改變，因此對這些被偵測為背景區域的像素進行細階背景模型更新步驟。相反地，經粗階背景模型辨認為前景區域的像素，由於其包含相對較不穩定的資訊，例如影子 (Shadow) 或雜訊 (Signal Noise) 等，因此這些被粗階背景模型偵測為前景的像素不進行細階背景模型更新步驟，僅進行細階背景模型辨認步驟，以進一步地將被粗階背景模型偵測為前景的像素分為前景像素或背景像素。第二圖中，實線代表進行的步驟，虛線則代表不進行的步驟。

第三圖所示為第一圖之步驟 103 與步驟 104 細部流程，其中步驟 103a 係將自影像緩衝區中擷取之訓練影像分成互不重疊的區塊，步驟 103b 係計算每個區塊的差異均值向量以做為該區塊的特徵，步驟 103c 係比較該區塊特徵與背景模型特徵點間的距離與學習到的距離，步驟 103d 係以比較結果與該區塊特徵更新對應的粗階背景模型。在細階部份，步驟 104a 係計

算每一像素之特徵值，步驟 104b 係比較該特徵值與對應的細階背景模型特徵點間的距離與學習到的距離，步驟 104c 係以比較結果與該特徵值更新該對應的細階背景模型。

第四圖所示為第一圖之步驟 107 細部流程，其中步驟 107a 係將自影像緩衝區中擷取之輸入影像分成互不重疊的區塊，步驟 107b 係計算每個區塊的差異均值向量以做為該區塊的特徵，步驟 107c 係比較該區塊特徵與背景模型特徵點間的距離與學習到的距離做比較，步驟 107d 係依該比較結果將該區塊辨認為前景或背景，步驟 107e 係以比較結果與該區塊特徵更新該對應的粗階背景模型。於步驟 108 中將粗階前景偵測結果輸出。

其中，在區塊之差異均值向量的計算上，先將每一輸入的彩色影像 I 以習知之低頻濾波器 (Low-Pass Filter) G 做迴旋積 (Convolution) 以得到一平滑化 (Smooth) 的彩色影像 S ，如下式所示：

$$S = G * I$$

在將平滑化影像 S 分割成互不重疊的區塊後，便可針對每個區塊計算其差異均值向量描述元。此一描述元是基於像素間亮度差異的統計量，由於彩色影像具有 R、G 與 B 等三個不同色彩平面，因此像素間亮度差異定為在某一區塊 B_c 正中央像素 p_c 與區塊內其它像素 p 在不同色彩平面間亮度的差異，在計算上令 $j \in \{R, G, B\}$ 與 $k \in \{R, G, B\}$ 分別表示 p 與 p_c 的色彩平面，則此亮度差異定義如下：

$$D^{j,k}(p, p_c) = S^j(p) - S^k(p_c)$$

其中 $S^j(p)$ 與 $S^k(p_c)$ 分別代表影像 S 中像素 p 與像素 p_c 在 j 與 k 色彩平面上的亮度值。在某些情況下，由於影像為離散的關係， p_c 不必然存在，例如

區塊的長與寬為偶數時，此時則以區塊 B_c 正中央四個像素於不同彩色平面的亮度值平均來代表 p_c 的顏色。接下來再將區塊 B_c 在中央像素 p_c 處均分成四個象限 q_i ，其中 $i \in \{0, 1, 2, 3\}$ 代表不同象限的索引，各象限內的像素 p 與 p_c 之間的亮度差異則被用來建立差異均值向量。在計算上，本發明將每一象限 q_i 內像素 p 與 p_c 之間亮度差異為正的值累加起來並予以平均，得到一正亮度差異均值 $DM_{q_i}^{j,k,+}(B_c)$ 如下：

$$DM_{q_i}^{j,k,+}(B_c) = \frac{\sum \{D^{j,k}(p, p_c) \mid p \in q_i \text{ and } D^{j,k}(p, p_c) > 0\}}{\sum \{1 \mid D^{j,k}(p, p_c) > 0\}}$$

其中 $\sum \{1 \mid D^{j,k}(p, p_c) > 0\}$ 代表在象限 q_i 中，像素 p 與像素 p_c 在 j 與 k 色彩平面上有正亮度差異的像素個數，因此 $DM_{q_i}^{j,k,+}(B_c)$ 即為在 q_i 象限中正亮度差異的平均值。如同計算正亮度差異均值，負亮度差異均值 $DM_{q_i}^{j,k,-}(B_c)$ 的計算如下：

$$DM_{q_i}^{j,k,-}(B_c) = \frac{\sum \{D^{j,k}(p, p_c) \mid p \in q_i \text{ and } D^{j,k}(p, p_c) < 0\}}{\sum \{1 \mid D^{j,k}(p, p_c) < 0\}}$$

其中 $\sum \{1 \mid D^{j,k}(p, p_c) < 0\}$ 代表在象限 q_i 中，像素 p 與像素 p_c 在 j 與 k 色彩平面上有負亮度差異的像素個數。最後，該區塊之差異均值向量即為由每一象限內在不同彩色平面間正與負差異均值所組合起來的向量，如下式所示：

$$\begin{aligned} DMV(B_c) = & (DM_{q_0}^{R,R,+}(B_c), DM_{q_0}^{R,R,-}(B_c), DM_{q_0}^{R,G,+}(B_c), K, DM_{q_0}^{B,B,+}(B_c), DM_{q_0}^{B,B,-}(B_c), \\ & DM_{q_1}^{R,R,+}(B_c), DM_{q_1}^{R,R,-}(B_c), DM_{q_1}^{R,G,+}(B_c), K, DM_{q_1}^{B,B,+}(B_c), DM_{q_1}^{B,B,-}(B_c), \\ & DM_{q_2}^{R,R,+}(B_c), DM_{q_2}^{R,R,-}(B_c), DM_{q_2}^{R,G,+}(B_c), K, DM_{q_2}^{B,B,+}(B_c), DM_{q_2}^{B,B,-}(B_c), \\ & DM_{q_3}^{R,R,+}(B_c), DM_{q_3}^{R,R,-}(B_c), DM_{q_3}^{R,G,+}(B_c), K, DM_{q_3}^{B,B,+}(B_c), DM_{q_3}^{B,B,-}(B_c)) \end{aligned}$$

由於 (j, k) 的組合方法有九種，因此 $DMV(B_c)$ 為 $72(=9 \times 2 \times 4)$ 維的向量。

在粗階背景模型的學習上，使用 Stauffer 與 Grimson 之高斯混和方法 (“Adaptive Background Mixture Models for Real-time Tracking”, Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1999) 對差異均值向量特徵進行粗階背景模型的建構，其中，高斯混和方法為一近似 K -means 的分群演算法，其在訓練階段將不同訓練影像在同一區塊的差異均值向量用 K 個高斯分佈來描述，每個高斯分佈以一平均值 (Mean)、一標準差 (Standard Deviation) 以及一權重值 (Weight) 來表示，其中 K 為自行設定之參數，一般而言介於 3 至 5，而權重值愈大代表此高斯分佈出現的機率愈高也愈能代表背景的資訊，此外，將這 K 個高斯分佈的權重值予以正規化 (Normalize)，使其總合為 1，並依其權重值除以標準差的商值大小來排序這 K 個高斯分佈，值愈大排序愈前面，反之愈後面。在訓練粗階高斯背景模型階段，此 K 個高斯分佈依輸入的訓練影像分別更新其平均值、標準差、權重值、以及排序等，詳細方法如 Stauffer 和 Grimson 在 “Adaptive Background Mixture Models for Real-time Tracking” (Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1999) 中所揭露。在此粗階高斯背景模型訓練完畢後，使用階段中的辨認步驟可將每一輸入影像利用訓練好的模型辨認為前景區域或背景區域，端看輸入影像內每一區塊的差異均值向量與所對應的背景模型中前 m ($m \leq K$) 個高斯分佈的平均值間距離是否小於 n 倍標準差之內，若是，則此一區塊判為背景，反之，此一區塊判為前景，一般而言， n 介於 2.5 至 3，而 m 為一自定的參數。至於使用階段中的更新步驟則找出 K 個高斯分佈中權重值除以標準差的商值最大且其平均值與輸入影像內區塊差異均值向量間距離小於 n 倍標

準差的高斯分佈，若此一高斯分佈存在，則將此高斯分佈的平均值、標準差以及權重值做些微調整。若與所有高斯分佈的平均值間距離皆大於 n 個標準差，則以此區塊的差異均值向量來新增一高斯分佈，此時，若原先模型中已含有 K 個高斯分佈，則將權重值除以標準差的商值最小的高斯分佈捨棄，並新增一高斯分佈。

另一方面，細階背景模型部份可以用現行已知之以像素為基礎之背景模型來加以實現，例如，Stauffer 與 Grimson 之 MOG (“Adaptive Background Mixture Models for Real-time Tracking”, Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1999) 或 Kim、Chalidabhongse 與 Davis 之 CodeBook (“Real-time Foreground-Background Segmentation Using CodeBook Model”, Real-Time Imaging, 2005)。

在評判偵測結果的好壞時，假設測試影像所偵測到的前景區域為 A ，真實的前景區域 (Ground Truth) 為 B ，則可以用 A 與 B 的相似度來當做偵測結果好壞的評判，愈相像代表結果愈好，愈不相像則代表結果愈差， A 與 B 之相似度定義如下：

$$S(A, B) = \frac{A \cap B}{A \cup B}$$

$S(A, B)$ 的值介於 0 與 1 之間，當愈接近 1 代表 A 與 B 愈像，反之， A 與 B 愈不像，利用此一評判方法，本發明所揭露之階層式方法應用在五段 ATON Project (參見 <http://cvrr.ucsd.edu/aton/shadow>) 的影像序列與三段自行拍攝具有動態背景特性的影像序列中，經實驗證明其所得之平均相似度值分別為 0.6508 (採用 MOG) 與 0.6452 (採用 CodeBook)，皆高於單獨使用

MOG 時之 0.5556、單獨使用 CodeBook 時之 0.5522 與單獨使用粗階背景模型之 0.4112。此外，並且可快速進行前景偵測，在 3.4 GHz 處理器與 768 MB 記憶體的環境下針對影像之大小為 320×240 解析度彩色影像做測試，粗階背景模型的平均速度可達 67.34 FPS (Frames Per Second)，至於階層式方法的速度分別為 22.36 FPS (採用 MOG) 與 21.22 FPS (採用 CodeBook) 皆遠高於獨立使用粗階背景模型與細階背景模型的 20.08 FPS (採用 MOG) 與 18.42 FPS (採用 CodeBook)。

經由以上本發明之一實施例與現有之習知技術比較，本發明有以下之優點：

1. 藉由差異均值向量來建構描述區塊的特徵，同時此一特徵可以用來描述動態背景。
2. 提出一個前饋策略來整合粗階與細階背景模型，並有效地將粗階偵測結果的資訊前饋傳達至細階部份。
3. 較之於以像素為基礎的方法而言，更能克服動態背景問題。
4. 提供兩階段多尺度前景偵測結果。使用單一的方法，即可提供粗略至精細之前景偵測結果，此外，粗略之結果需時較少，精細結果則需時較多，並可視應用所需而動態選擇輸出之尺度。
5. 背景重建與前景偵測為機器視覺分析之基本元件，未來可整合入智慧型攝影機 (Intelligent Camera)，以提供更多元化與彈性之應用。

因此，本發明之一種即時階層式背景重建與前景偵測之方法，確能藉所揭露之技藝，達到所預期之目的與功效，符合發明專利之新穎性，進步性與產業利用性之要件。

惟，以上所揭露之圖式及說明，僅為本發明之較佳實施例而已，非為用以限定本發明之實施，大凡熟悉該項技藝之人士其所依本發明之精神，所作之變化或修飾，皆應涵蓋在以下本案之申請專利範圍內。

【圖式簡單說明】

第一圖為本發明之即時階層式背景重建與前景偵測之方法流程圖

第二圖為本發明之非對稱性前饋架構示意圖

第三圖所示為第一圖之步驟 103 與步驟 104 細部流程圖

第四圖所示為第一圖之步驟 107 細部流程圖

【元件符號簡單說明】

- 步驟 101 開始
- 步驟 102 自影像緩衝區中擷取訓練影像
- 步驟 103 訓練粗階背景模型
- 步驟 104 訓練細階背景模型
- 步驟 105 決定訓練階段是否完成
- 步驟 106 自影像緩衝區中擷取輸入影像
- 步驟 107 利用粗階背景模型將擷取之輸入影像分成前景與背景，並進行
 粗階背景模型更新
- 步驟 108 將粗階前景偵測結果輸出
- 步驟 109 檢視影像中每一像素是否被粗階背景模型偵測為前景
- 步驟 110 利用細階背景模型將被粗階背景模型偵測為前景的像素更精
 細地分為前景與背景
- 步驟 111 利用被粗階背景模型偵測為背景的像素資訊對細階背景模型
 做更新

- 步驟 112 將細階前景偵測結果輸出
- 步驟 113 決定是否結束前景偵測
- 步驟 114 結束
- 步驟 103a 將自影像緩衝區中擷取之訓練影像分成互不重疊的區塊
- 步驟 103b 計算每個區塊的差異均值向量以做為該區塊的特徵
- 步驟 103c 比較該區塊特徵與背景模型特徵點間的距離與學習到的距離
- 步驟 103d 以比較結果與該區塊特徵更新對應的粗階背景模型
- 步驟 104a 計算每一像素之特徵值
- 步驟 104b 比較該特徵值與對應的細階背景模型特徵點間的距離與學習到的距離
- 步驟 104c 以比較結果與該特徵值更新該對應的細階背景模型
- 步驟 107a 將自影像緩衝區中擷取之輸入影像分成互不重疊的區塊
- 步驟 107b 計算每個區塊的差異均值向量以做為該區塊的特徵
- 步驟 107c 比較該區塊特徵與背景模型特徵點間的距離與學習到的距離
做比較
- 步驟 107d 依該比較結果將該區塊辨認為前景或背景
- 步驟 107e 以比較結果與該區塊特徵更新該對應的粗階背景模型

【專利申請範圍】

1. 一種即時階層式背景重建與前景偵測之方法，包括一訓練階段與一使用階段，該訓練階段更包含下列步驟：

自影像緩衝區中擷取訓練影像，該影像緩衝區係存有影像之儲存記憶單元；

利用訓練影像學習粗階背景模型與細階背景模型；以及

決定訓練階段是否完成；若是，則開始進入使用階段；否則再自影像緩衝區中擷取訓練影像，進行學習粗階背景模型與細階背景模型，直到完成訓練階段；

該使用階段更包含下列步驟：

自影像緩衝區中擷取輸入影像；

利用粗階背景模型將擷取之輸入影像分成前景區域與背景區域，並進行粗階背景模型更新；

將粗階前景偵測結果輸出；

檢視影像中每一像素是否被粗階背景模型偵測為前景；若是，則利用細階背景模型將該像素更精細地區分成前景像素或背景像素；否則，利用該像素資訊對細階背景模型做更新；

將細階前景偵測結果輸出；以及

決定是否完成測試；若是，則結束；否則，再自影像緩衝區中擷取輸入影像，繼續進行測試。

2. 如申請專利範圍第 1 項所述之即時階層式背景重建與前景偵測之方法，其中該決定訓練階段是否完成步驟係以一預設值決定該訓練階段迴路之重複次數。亦即，將一預設值存入一計數器，每自該影像緩衝區中取一訓練影像，並完成一次訓練階段迴路，即將該計數器減一，直到計數器為零即完成訓練階段。
3. 如申請專利範圍第 1 項所述之即時階層式背景重建與前景偵測之方法，其中該決定使用階段是否完成步驟係以一預設值決定該使用階段迴路之重複次數。亦即，將一預設值存入一計數器，每自該影像緩衝區中取一輸入影像，並完成一次使用階段迴路，即將該計數器減一，直到計數器為零即完成使用階段。
4. 如申請專利範圍第 1 項所述之即時階層式背景重建與前景偵測之方法，其中之階層式流程係採用一非對稱性之前饋架構，亦即，經粗階背景模型偵測為背景區域的像素，於細階部份時不再進行細階背景模型辨認步驟，僅進行細階背景模型更新步驟。相反地，經粗階背景模型偵測為前景區域的像素，於細階部份時不進行細階背景模型更新步驟，僅進行細階背景模型辨認步驟。
5. 如申請專利範圍第 1 項所述之即時階層式背景重建與前景偵測之方法，其中之訓練背景粗階模型與訓練細階背景模型步驟更包含下列步驟；
將自影像緩衝區中擷取之訓練影像分成互不重疊的區塊；
計算每個區塊的差異均值向量以做為該區塊的特徵；
比較該區塊特徵與背景模型特徵點間的距離與學習到的距離；

以比較結果與該區塊特徵更新對應的粗階背景模型；

在細階部份，計算每一像素之特徵值；

比較該特徵值與對應的細階背景模型特徵點間的距離與學習到的距離；以及

以比較結果與該特徵值更新該對應的細階背景模型。

6. 如申請專利範圍第 1 項所述之即時階層式背景重建與前景偵測之方法，其中由粗階背景模型將擷取之輸入影像辨認成前景與背景，並進行粗階背景模型更新步驟，包含下列步驟：

將自影像緩衝區中擷取之輸入影像分成互不重疊的區塊；

計算每個區塊的差異均值向量以做為該區塊的特徵；

比較該區塊特徵與背景模型特徵點間的距離與學習到的距離做比較；

依該比較結果將該區塊辨認為前景或背景；

以比較結果與該區塊特徵更新該對應的粗階背景模型；

計算每一像素之特徵值；

比較該特徵值與對應的細階模型特徵點間的距離與學習到的距離；以及

以比較結果、像素特徵值以及粗階背景模型辨認結果來進行細階模型之辨認步驟或更新步驟。

7. 如申請專利範圍第 5 項所述之即時階層式背景重建與前景偵測之方法，其中區塊之差異均值向量的計算，係包含下列步驟：

先將每一輸入的彩色影像 I 以習知之低頻濾波器 (Low-Pass Filter) G 做迴旋積 (Convolution) 以得到一平滑化 (Smooth) 的彩色影像 S ， $S = G * I$ ；

再將平滑化影像 S 分割成互不重疊的區塊；

針對每個區塊計算其差異均值向量描述元，該描述元是基於像素間亮度差異的統計量，由於彩色影像具有 R、G 與 B 等三個不同色彩平面，因此像素間亮度差異定為在某一區塊 B_c 正中央像素 p_c 與區塊內其它像素 p 在不同色彩平面間亮度的差異，在計算上令 $j \in \{R, G, B\}$ 與 $k \in \{R, G, B\}$ 分別表示 p 與 p_c 的色彩平面，則此亮度差異定義則為 $D^{j,k}(p, p_c) = S^j(p) - S^k(p_c)$ ，其中 $S^j(p)$ 與 $S^k(p_c)$ 分別代表影像 S 中像素 p 與像素 p_c 在 j 與 k 色彩平面上的亮度值。

將區塊 B_c 在中央像素 p_c 處均分成四個象限 q_i ，其中 $i \in \{0, 1, 2, 3\}$ 代表不同象限的索引，各象限內的像素 p 與 p_c 之間的亮度差異則被用來建立正差異均值與負差異均值；以及將每一象限內在不同彩色平面上的正與負差異均值所組合起來的向量，由下式計算出該區塊之差異均值向量：

$$DMV(B_c) = (DM_{q_0}^{R,R,+}(B_c), DM_{q_0}^{R,R,-}(B_c), K, DM_{q_0}^{B,B,+}(B_c), DM_{q_0}^{B,B,-}(B_c), \\ DM_{q_1}^{R,R,+}(B_c), DM_{q_1}^{R,R,-}(B_c), K, DM_{q_1}^{B,B,+}(B_c), DM_{q_1}^{B,B,-}(B_c), \\ DM_{q_2}^{R,R,+}(B_c), DM_{q_2}^{R,R,-}(B_c), K, DM_{q_2}^{B,B,+}(B_c), DM_{q_2}^{B,B,-}(B_c), \\ DM_{q_3}^{R,R,+}(B_c), DM_{q_3}^{R,R,-}(B_c), K, DM_{q_3}^{B,B,+}(B_c), DM_{q_3}^{B,B,-}(B_c))$$

其中， (j, k) 的組合方法有九種，因此 $DMV(B_i)$ 為 72 維的向量。

8. 如申請專利範圍第 7 項所述之即時階層式背景重建與前景偵測之方法，其中當該區塊的長與寬為偶數時，係以區塊 B_c 正中央四個像素於不同色彩平面的亮度值平均來代表 p_c 的顏色。

9. 如申請專利範圍第 7 項所述之即時階層式背景重建與前景偵測之方法，其中該正亮度差異均值與負亮度差異均值係計算如下：將每一象限 q_i 內亮度差異為正的像素 p 與 p_c 之間的亮度差異的值累加起來予以平均得到一正亮度差異均值

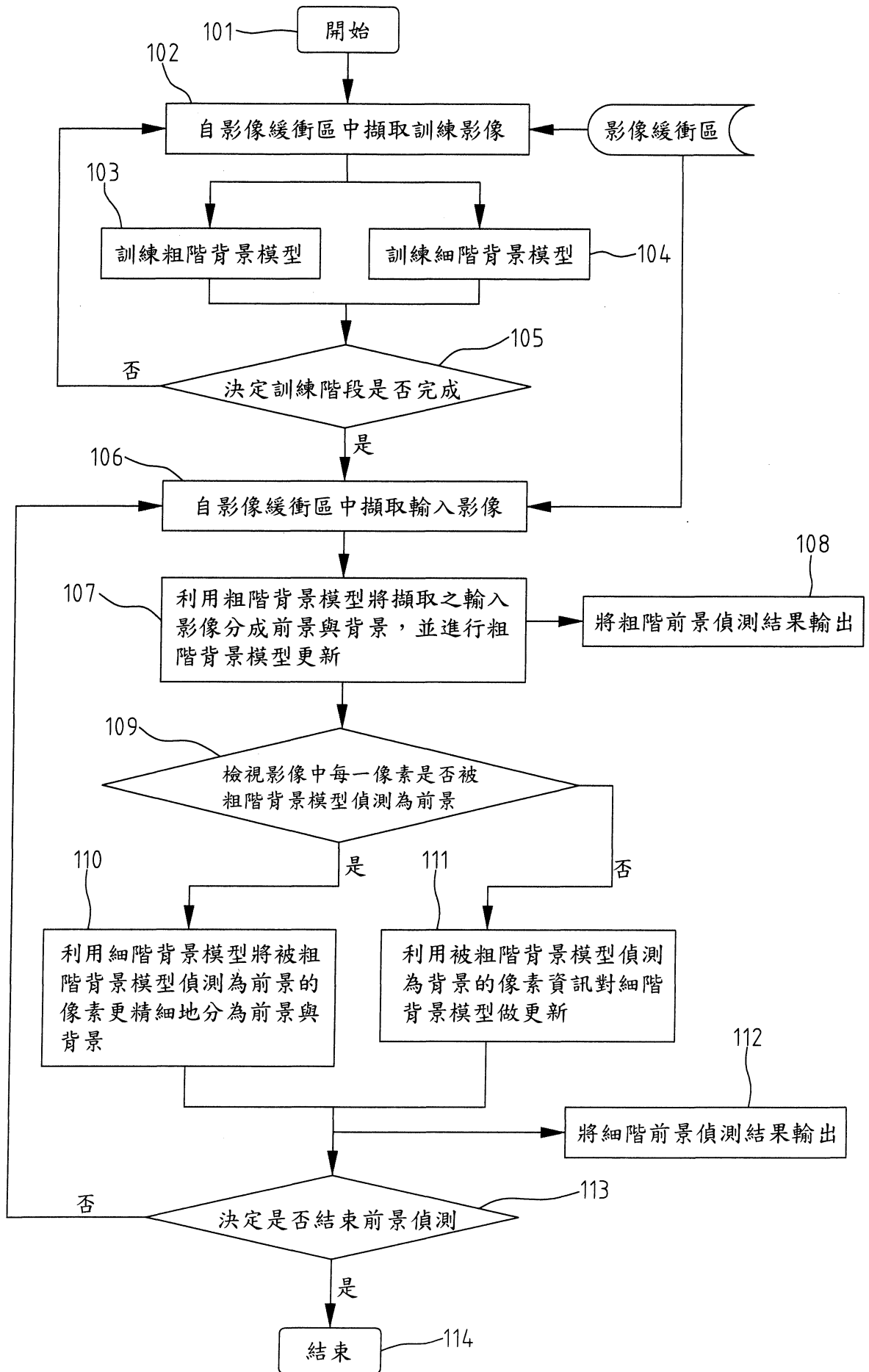
$$DM_{q_i}^{j,k,+}(B_c) = \frac{\sum \{D^{j,k}(p, p_c) \mid p \in q_i \text{ and } D^{j,k}(p, p_c) > 0\}}{\sum \{1 \mid D^{j,k}(p, p_c) > 0\}}$$

其中 $\sum \{1 \mid D^{j,k}(p, p_c) > 0\}$ 代表在象限 q_i 中，像素 p 與像素 p_c 在 j 與 k 色彩平面上有正的亮度差異的像素個數。負亮度差異均值 $DM_{q_i}^{j,k,-}(B_c)$ 的計算如下：

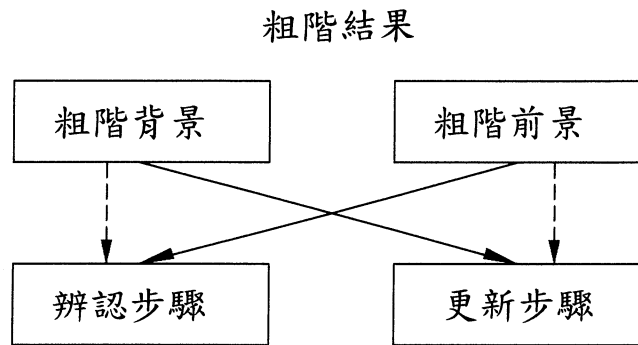
$$DM_{q_i}^{j,k,-}(B_c) = \frac{\sum \{D^{j,k}(p, p_c) \mid p \in q_i \text{ and } D^{j,k}(p, p_c) < 0\}}{\sum \{1 \mid D^{j,k}(p, p_c) < 0\}}$$

其中 $\sum \{1 \mid D^{j,k}(p, p_c) < 0\}$ 代表在象限 q_i 中，像素 p 與像素 p_c 在 j 與 k 色彩平面上的有負的亮度差異的像素個數。

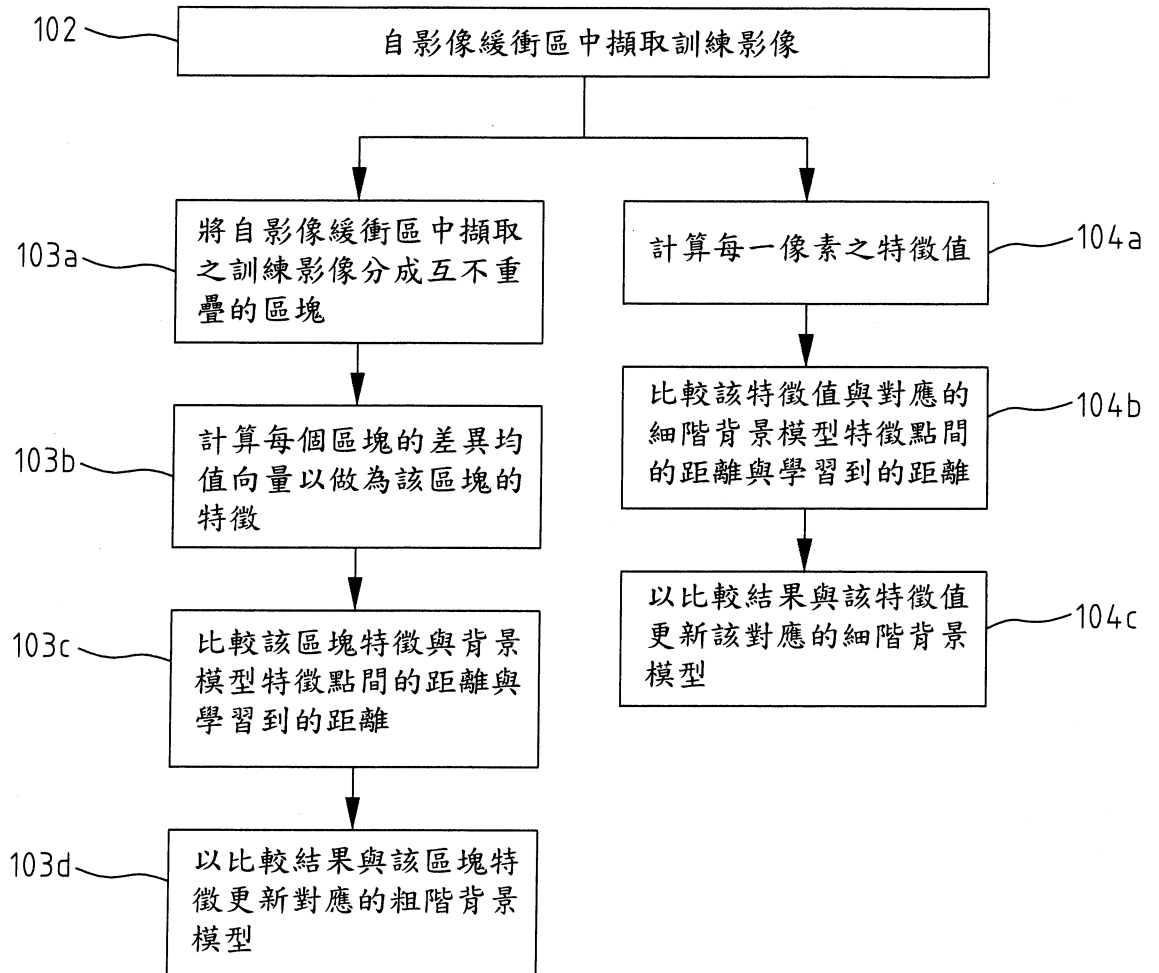
10. 如申請專利範圍第 1 項所述之即時階層式背景重建與前景偵測之方法，其中該細階部份可用已知之以像素為基礎的背景模型實施。



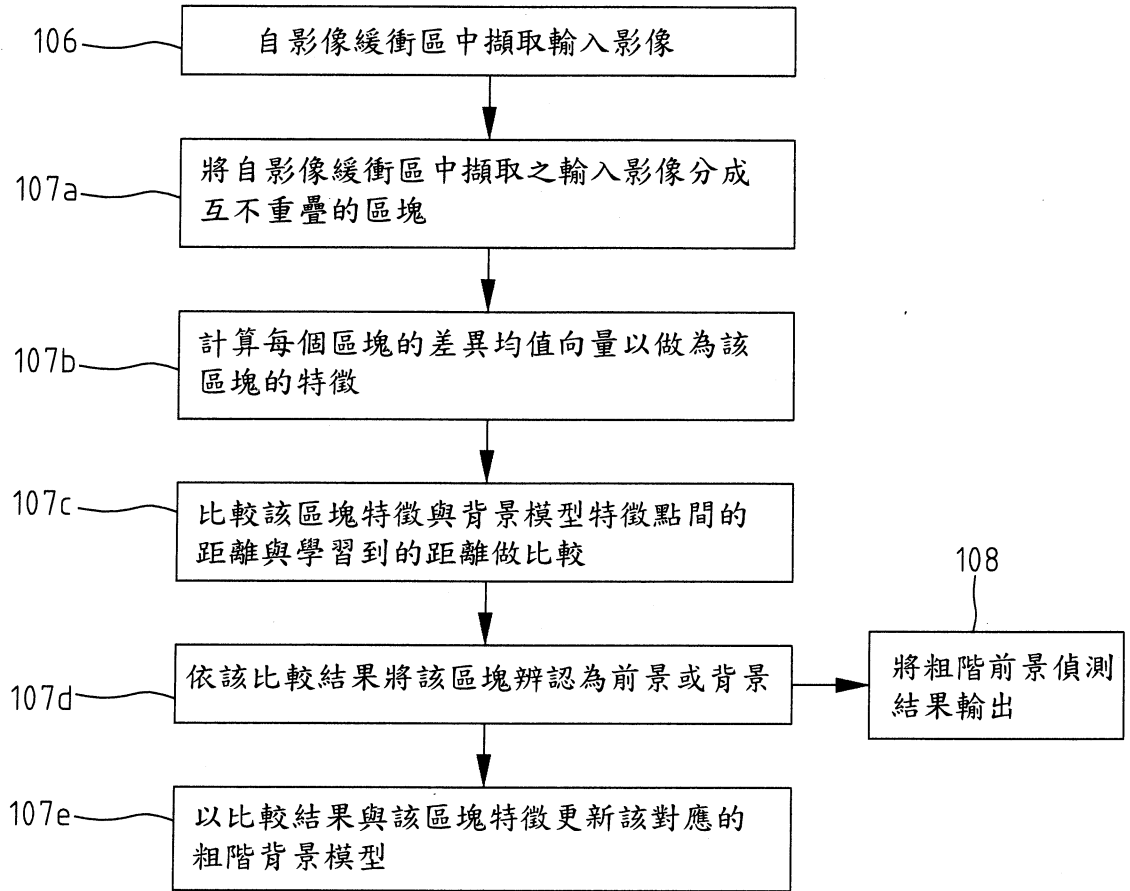
第一圖



第二圖



第三圖



第四圖

區塊的長與寬為偶數時，此時則以區塊 B_c 正中央四個像素於不同彩色平面的亮度值平均來代表 p_c 的顏色。接下來再將區塊 B_c 在中央像素 p_c 處均分成四個象限 q_i ，其中 $i \in \{0, 1, 2, 3\}$ 代表不同象限的索引，各象限內的像素 p 與 p_c 之間的亮度差異則被用來建立差異均值向量。在計算上，本發明將每一象限 q_i 內像素 p 與 p_c 之間亮度差異為正的值累加起來並予以平均，得到一正亮度差異均值 $DM_{q_i}^{j,k;+}(B_c)$ 如下：

$$DM_{q_i}^{j,k;+}(B_c) = \frac{\sum \{D^{j,k}(p, p_c) \mid p \in q_i \text{ and } D^{j,k}(p, p_c) > 0\}}{\sum \{1 \mid D^{j,k}(p, p_c) > 0\}}$$

其中 $\sum \{1 \mid D^{j,k}(p, p_c) > 0\}$ 代表在象限 q_i 中，像素 p 與像素 p_c 在 j 與 k 色彩平面上有正亮度差異的像素個數，因此 $DM_{q_i}^{j,k;+}(B_c)$ 即為在 q_i 象限中正亮度差異的平均值。如同計算正亮度差異均值，負亮度差異均值 $DM_{q_i}^{j,k;-}(B_c)$ 的計算如下：

$$DM_{q_i}^{j,k;-}(B_c) = \frac{\sum \{D^{j,k}(p, p_c) \mid p \in q_i \text{ and } D^{j,k}(p, p_c) < 0\}}{\sum \{1 \mid D^{j,k}(p, p_c) < 0\}}$$

其中 $\sum \{1 \mid D^{j,k}(p, p_c) < 0\}$ 代表在象限 q_i 中，像素 p 與像素 p_c 在 j 與 k 色彩平面上有負亮度差異的像素個數。最後，該區塊之差異均值向量即為由每一象限內在不同彩色平面間正與負差異均值所組合起來的向量，如下式所示：

$$\begin{aligned} DMV(B_c) = & (DM_{q_0}^{R,R;+}(B_c), DM_{q_0}^{R,R;-}(B_c), DM_{q_0}^{R,G;+}(B_c), \dots, DM_{q_0}^{B,B;+}(B_c), DM_{q_0}^{B,B;-}(B_c), \\ & DM_{q_1}^{R,R;+}(B_c), DM_{q_1}^{R,R;-}(B_c), DM_{q_1}^{R,G;+}(B_c), \dots, DM_{q_1}^{B,B;+}(B_c), DM_{q_1}^{B,B;-}(B_c), \\ & DM_{q_2}^{R,R;+}(B_c), DM_{q_2}^{R,R;-}(B_c), DM_{q_2}^{R,G;+}(B_c), \dots, DM_{q_2}^{B,B;+}(B_c), DM_{q_2}^{B,B;-}(B_c), \\ & DM_{q_3}^{R,R;+}(B_c), DM_{q_3}^{R,R;-}(B_c), DM_{q_3}^{R,G;+}(B_c), \dots, DM_{q_3}^{B,B;+}(B_c), DM_{q_3}^{B,B;-}(B_c)) \end{aligned}$$

由於 (j, k) 的組合方法有九種，因此 $DMV(B_c)$ 為 $72 (= 9 \times 2 \times 4)$ 維的向量。

先將每一輸入的彩色影像 I 以習知之低頻濾波器 (Low-Pass Filter) G 做迴旋積 (Convolution) 以得到一平滑化 (Smooth) 的彩色影像 S ， $S = G * I$ ；

再將平滑化影像 S 分割成互不重疊的區塊；

針對每個區塊計算其差異均值向量描述元，該描述元是基於像素間亮度差異的統計量，由於彩色影像具有 R、G 與 B 等三個不同色彩平面，因此像素間亮度差異定為在某一區塊 B_c 正中央像素 p_c 與區塊內其它像素 p 在不同色彩平面間亮度的差異，在計算上令 $j \in \{R, G, B\}$ 與 $k \in \{R, G, B\}$ 分別表示 p 與 p_c 的色彩平面，則此亮度差異定義則為 $D^{j,k}(p, p_c) = S^j(p) - S^k(p_c)$ ，其中 $S^j(p)$ 與 $S^k(p_c)$ 分別代表影像 S 中像素 p 與像素 p_c 在 j 與 k 色彩平面上的亮度值。

將區塊 B_c 在中央像素 p_c 處均分成四個象限 q_i ，其中 $i \in \{0, 1, 2, 3\}$ 代表不同象限的索引，各象限內的像素 p 與 p_c 之間的亮度差異則被用來建立正差異均值與負差異均值；以及

將每一象限內在不同彩色平面上的正與負差異均值所組合起來的向量，由下式計算出該區塊之差異均值向量：

$$\begin{aligned} DMV(B_c) = & (DM_{q_0}^{R,R,+}(B_c), DM_{q_0}^{R,R,-}(B_c), \dots, DM_{q_0}^{B,B,+}(B_c), DM_{q_0}^{B,B,-}(B_c), \\ & DM_{q_1}^{R,R,+}(B_c), DM_{q_1}^{R,R,-}(B_c), \dots, DM_{q_1}^{B,B,+}(B_c), DM_{q_1}^{B,B,-}(B_c), \\ & DM_{q_2}^{R,R,+}(B_c), DM_{q_2}^{R,R,-}(B_c), \dots, DM_{q_2}^{B,B,+}(B_c), DM_{q_2}^{B,B,-}(B_c), \\ & DM_{q_3}^{R,R,+}(B_c), DM_{q_3}^{R,R,-}(B_c), \dots, DM_{q_3}^{B,B,+}(B_c), DM_{q_3}^{B,B,-}(B_c)) \end{aligned}$$

其中， (j, k) 的組合方法有九種，因此 $DMV(B_i)$ 為 72 維的向量。