

發明專利說明書

(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：94114397

※申請日期：94.5.4

※IPC 分類：G06T 7/00 (2006.01)

一、發明名稱：(中文/英文)

物件偵測之方法及其使用之複型提昇分類演算法

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 TW

三、發明人：(共 2 人)

姓 名：(中文/英文)

1、劉庭祿

2、林彥宇

國 籍：(中文/英文)

1、中華民國 TW

2、中華民國 TW

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：

本發明為一種物件偵測之方法及其使用之複型(multi-class)提昇(boosting)分類演算法，首先在提供的影像資料中，計算積分影像，以加速物件特徵的萃取，再對影像資料分別進行特定不同尺度及位置之複數區塊掃描，在掃描過程中以複型提昇分類演算法(MBH-Boost) 執行多類型物件偵測。我們的偵測架構，只需用到單一提昇分類器串接 (a single boosted cascade)，就可決定物件在影像中出現的位置及其狀態。因此本發明能同時偵測多類別物件，或單一類別物件的多樣式變化型且準確度、執行速度及偵測強健性上均較為優異。另外多類型的同時偵測有效地解決物件在不同狀況下，其表徵所呈現出的多樣性變化而導致偵測上的困難，進而大幅改善系統的強健性。

六、英文發明摘要：

七、指定代表圖：

(一)、本案代表圖為：第__三__圖

(二)、本案代表圖之元件代表符號簡單說明：

八、本案若有化學式時，請揭示最能顯示發明特徵的化學式：

九、發明說明：

【發明所屬之技術領域】

本發明係有關一種偵測方法及演算法，特別是針對一種可處理影像中物件有多樣性表徵型態的物件偵測之方法及其使用之複型提昇分類演算法 (MBH- Boost)。

【先前技術】

結合電腦視覺技術，應用於自動監控、門禁安全、與人機互動等系統是目前在學術界及產業界所積極研究與發展的範疇。其各項技術的研發，將使得部分人力資源可藉由電腦自動化處理來取代。在這些系統中，物件偵測常被定位在核心的前處理部分；因為在進階處理中，如安全系統中物件或人臉的辨識、監控系統中人員或車輛的追蹤，其工作執行的前提就是要知道目標物件在影像中的所在位置。因此，物件偵測技術具有廣泛的應用性。而一個偵測演算法的優劣，往往取決於一些客觀可衡量的因素，如偵測速度，準確性，及偵測強健性。

近年來，提昇(boosting)演算法的學習機制常被用於物件偵測，並結合串接(cascade)架構來加速偵測過程；這些植基於 boosted cascade 的物件偵測技術，其效率與正確性也引起眾多學者廣泛的注意與更進一步的研究。諸如考慮偵測人臉時其照射面、遮蔽物及旋轉角度等干擾因素，進而探討如何在繁雜的外在因素下提高偵測準確性，且能精確地指出干擾因素來源，如光源方向及角度等。

有鑑於此，本發明係針對上述之問題，提出一種物件偵測之方法及其

使用之複型提昇分類演算法 (MBH- Boost)，以有效克服上述之困擾。

【發明內容】

本發明之主要目的，係在提供一種方法來偵測具有表徵多樣性的物件，因演算過程中只需要使用一個 boosted cascade，就能同時偵測多類型物件，進而提高執行效率及測準確度。

本發明之另一目的，在於藉由所創新之複型提昇分類演算法(Multi-class Bhattacharyya Boost, MBH- Boost)，有效解決物件在不同狀況下，其表徵 (appearance) 所呈現出的多類型變化而導致偵測上的困難，進而大幅改善系統的強健性。

根據本發明，一種物件偵測之方法，提供影像偵測系統中偵測一影像資料且係建構於一複型串接架構 (multi-class cascade)，該多類型物件偵測之方法首先對影像資料分別進行複數區塊掃描，再利用積分影像在該影像資料內計算投影量，根據其結果對該區塊進行多類型分類。

而本發明之影像偵測系統係利用一複型提昇分類演算法 (MBH-Boost)，首先提供複數型態 Γ 的訓練資料 D^Γ 、弱分類器投影方向之集合 Φ 及執行次數 T ，針對訓練資料 D^Γ 遞迴計算一權值 $w_i^x(i)$ ，並藉由該權值 $w_i^x(i)$ 計算出一最佳投影方向 ϕ_i ，再根據最佳投影方向 ϕ_i 的分類結果更新權值成 $w_{i+1}^x(i)$ ，經 T 次遞迴後即可推算出一向量輸出的分類器 F 作為判斷基準，該比較集合數 F 內包含每一型態 Γ 的計算值 H^A 、 H^B 、 H^C $H^{|\Gamma|}$ ，以每一型態 Γ 的計算值 H^A 、 H^B 、 H^C $H^{|\Gamma|}$ 之最大正數值作為分類依據。

底下藉由具體實施例配合所附的圖示詳加說明，當更容易瞭解本發明

之目的、技術內容、特點及其所達成之功效。

【實施方式】

本發明之主要目的，係在提供一種方法來同時偵測多類型物件。而方法本身是建構於二個核心元件上，(1) 分類演算法：複型提昇(MBH-Boost)；(2) 偵測架構：複型串接(multi-class cascade)。以下我們便針對這二項元件分別進行說明。

創新之複型提昇演算法(multi-class Bhattacharyya Boost, MBH-Boost)其主要功能為同時處理多類型的偵測，而分類器的共享(classifier sharing)為本演算法的主要原則。雖然所有的物件類型共用相同的投影方向(projection direction)，但每一類型則根據自有的訓練資料，學習出各自獨立的分類決策(decision boundary)。透過投影量的共用，使得計算量顯著地降低，進而提高執行速度；另一方面，各自獨立的分類決策，則加速了分類錯誤率的收斂，因此即使在少數弱分類器的使用下，仍可保有高度的分類準確率。在學術理論上，我們提供了一套選取最佳投影方向的機制，並證明在此機制下，錯誤率的上限(error upper bound)將被直接地降低；在實驗上，我們分別對四種人臉偵測上之應用進行測試，所得結果均顯示複型提昇演算法有著比現有方法更優異的偵測表現。

一般而言，所欲偵測之物件其出現的頻率相較於影像中其他部份大都為極稀少事件，這項特性常被用來加速偵測過程。其中最廣為人知的為在2001年被提出之串接(cascade)偵測架構，然而此架構僅適用於單一類型物件之偵測。本發明提出一複型串接架構(multi-class cascade)來解決此一問

題，在串接結構中的每一節點，其嵌入的分類器均分別由 MBH-Boost 根據由簡至繁之訓練資料陸續學習出。不同於其他偵測多類型物件的方法，我們的演算法僅需一個分類器串接架構，因此不論是在偵測速度，準確度，強健性上，均比現有的方法優異。

此外，本發明係在偵測方法上進行發展，未對欲偵測之物件有其額外的限制，或對物件類型與類型間有其特殊假設，應用上具有高度的適用性 (generality) 及其彈性，諸如 (1) 物件的種類，如人員、車輛、或人臉；(2) 單一物件的變化型，及類型數量，如以人臉為例，其一些可能的變化型可為正臉、側臉、旋轉後的臉、或不同光照下的人臉；(3) 以上二者的混合。因此，本發明可廣泛地運用在一些立基於電腦視覺技術的自動化處理系統中。

由於我們所提出的複型提昇為一基於機器學習 (machine learning) 的演算法，其使用須經訓練 (training) 和測試 (testing) 二個階段，因此以下我們將分述此兩過程。

【實施方式-訓練階段】

我們以側臉偵測為例，對提出的方法作一說明，如第一圖所示，為欲偵測的多類型人臉（依其側臉的角度），及其類型代號，令 Γ 為其代號之集合，在此例中， $\Gamma = \{A, B, \dots, I\}$ 且 $|\Gamma| = 9$ 。

訓練資料：

而訓練資料 D^Γ 係為一物件影像及一非物件影像之集合，並含有正確的

標示(label)。在側臉偵測中包含了九個類型，因此九類的訓練資料係以下列公式表示：

$$\begin{aligned}
 D^A &= \{(\mathbf{x}_1^A, y_1^A), \dots, (\mathbf{x}_{|D^A|}^A, y_{|D^A|}^A)\} = D^{A+} \cup D^{A-} \\
 D^B &= \{(\mathbf{x}_1^B, y_1^B), \dots, (\mathbf{x}_{|D^B|}^B, y_{|D^B|}^B)\} = D^{B+} \cup D^{B-} \\
 &\vdots \\
 D^I &= \{(\mathbf{x}_1^I, y_1^I), \dots, (\mathbf{x}_{|D^I|}^I, y_{|D^I|}^I)\} = D^{I+} \cup D^{I-} \\
 D^\Gamma &= D^A \cup D^B \cup \dots \cup D^I
 \end{aligned} \tag{1}$$

● 複型弱分類器(MBH Weak Learner)：

每一個複型弱分類器中包含一投影方向，在複型弱分類器的設計上，對所有欲偵測之物件類型均共用同一投影方向，每一類型依自有的正負訓練資料，在投影後的一維子空間上形成二個分佈(distribution)。再根據其分佈，每一類型獨立學習出各自的分類決策。令 f 為一 MBH 弱分類器，其包含投影方向 ϕ ， \mathbf{x} 為一輸入 f 之樣版(pattern)，其決策過程可以下式進行表示：

$$\begin{aligned}
 f(\mathbf{x}) &= [h^A(\mathbf{x}), \dots, h^I(\mathbf{x})] \quad (\text{profile face detection}) \\
 &= [h^{\mathcal{X}}(\mathbf{x}) \mid \mathcal{X} \in \Gamma], \quad (\text{general case})
 \end{aligned} \tag{2}$$

其中

$$\begin{aligned}
 h^{\mathcal{X}}(\mathbf{x}) &= \ln \sqrt{p_k^{\mathcal{X}+}(\phi)/p_k^{\mathcal{X}-}(\phi)} \quad \text{if } \phi^T \mathbf{x} \in b_k. \\
 p_k^{\mathcal{X}+}(\phi) &= \sum_{\mathbf{i}_k^{\mathcal{X}+}(\phi)} w^{\mathcal{X}}(i) \quad \text{and} \quad p_k^{\mathcal{X}-}(\phi) = \sum_{\mathbf{i}_k^{\mathcal{X}-}(\phi)} w^{\mathcal{X}}(i) \\
 \mathbf{i}_k^{\mathcal{X}}(\phi) &= \{i \mid \mathbf{x}_i \in D^{\mathcal{X}}, \phi^T \mathbf{x}_i \in b_k\}
 \end{aligned} \tag{3}$$

請參閱第二圖所示，圖中係為二個投影方向及其形成複型弱分類器，在 10 bins 的子空間中，作用於類型 A,C,E 上的例子。

複型提昇分類演算法(MBH-Boost)：

使用此演算法，須提供一些參數及資料：(1) 偵測型態 $\Gamma = \{A, B, C, \dots, I\}$ 的訓練資料 D^Γ ；(2) 弱分類器投影方向之集合 Φ ；(3) 遞迴執行次數 T 。爾後在提昇演算法的第 t 次遞迴，更新訓練資料 D^Γ 中每一資料的權值比 $w_t^x(i)$ ，並藉由權值 $w_t^x(i)$ 計算出一最佳投影方向 ϕ_t ，再以最佳投影方向 ϕ_t 推算出具向量輸出的 f_t 作為第 t 次遞迴所訓練出之複型弱分類器。執行的流程可由下列演算法表示：

Algorithm : MBHBoost

Input : Face classes, Γ ; $D^\Gamma = \bigcup_{\mathcal{X} \in \Gamma} D^{\mathcal{X}}$; Projection set, Φ ; Number of iterations, T .

Output : A vector-valued MBH classifier F .

Initialize: the weight vector $w_1^{\mathcal{X}}(i) = 1/|D^{\mathcal{X}}|$, for $i = 1, 2, \dots, |D^{\mathcal{X}}|$ and $\forall \mathcal{X} \in \Gamma$.

for $t \leftarrow 1, 2, \dots, T$ **do**

1. Determine the optimal projection ϕ_t from Φ by solving (4).
2. Construct the MBH weak learner f_t associated with ϕ_t using (2).
3. $w_{t+1}^{\mathcal{X}}(i) \leftarrow w_t^{\mathcal{X}}(i) \exp(-y_i^{\mathcal{X}} h_t^{\mathcal{X}}(\mathbf{x}_i^{\mathcal{X}})) / Z_t^{\mathcal{X}}$, for $i = 1, 2, \dots, |D^{\mathcal{X}}|$, and $\forall \mathcal{X} \in \Gamma$.
($Z_t^{\mathcal{X}}$ is a normalization factor such that $w_{t+1}^{\mathcal{X}}$ is a distribution.)

Output an MBH classifier F : $F(\mathbf{x}) = \sum_{t=1}^T f_t(\mathbf{x}) = [H^{\mathcal{X}}(\mathbf{x}) = \sum_{t=1}^T h_t^{\mathcal{X}}(\mathbf{x}) \mid \mathcal{X} \in \Gamma]$.

分類器 F 的向量輸出內包含所有類別 Γ 中每一型態的計算值 H^A 、 H^B 、 H^C ，可用來作為每一類型各自分類的決策。

每一遞迴中，我們選取投影方向以下式作為依據：

$$\phi_t = \underset{\phi \in \Phi}{\operatorname{argmin}} \sum_{\mathcal{X} \in \Gamma} \Delta_t^{\mathcal{X}} \times \mathbf{BHC}_t^{\mathcal{X}}(\phi),$$

$$\text{where } \mathbf{BHC}_t^{\mathcal{X}}(\phi) = \sum_{k=1}^m \sqrt{p_k^{\mathcal{X}^+}(\phi) p_k^{\mathcal{X}^-}(\phi)}. \quad (4)$$

而其在理論上，則有下列之根據

$$\mathbf{BHC}_t^{\mathcal{X}}(\phi) = Z_t^{\mathcal{X}}/2. \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \Delta_t^{\mathcal{X}} &= |D^{\mathcal{X}}| \sum_{i=1}^{|D^{\mathcal{X}}|} w_1^{\mathcal{X}}(i) \exp(-y_i^{\mathcal{X}} \sum_{\tau=1}^{t-1} h_{\tau}^{\mathcal{X}}(\mathbf{x}_i^{\mathcal{X}})) \\ &= |D^{\mathcal{X}}| Z_1^{\mathcal{X}} \sum_{i=1}^{|D^{\mathcal{X}}|} w_2^{\mathcal{X}}(i) \exp(-y_i^{\mathcal{X}} \sum_{\tau=2}^{t-1} h_{\tau}^{\mathcal{X}}(\mathbf{x}_i^{\mathcal{X}})) = \dots \\ &= |D^{\mathcal{X}}| Z_1^{\mathcal{X}} \dots Z_{t-1}^{\mathcal{X}} \sum_{i=1}^{|D^{\mathcal{X}}|} w_t^{\mathcal{X}}(i) = |D^{\mathcal{X}}| \prod_{\tau=1}^{t-1} Z_{\tau}^{\mathcal{X}}. \end{aligned} \quad (6)$$

從算式(5)與(6)可導出，算式(4)所選取投影方向為使得提昇演算法中的錯誤率上限降低之最佳解：

$$\sum_{\mathcal{X} \in \Gamma} \Delta_t^{\mathcal{X}} \times \mathbf{BHC}_t^{\mathcal{X}}(\phi) = \frac{1}{2} \sum_{\mathcal{X} \in \Gamma} |D^{\mathcal{X}}| \prod_{\tau=1}^t Z_{\tau}^{\mathcal{X}} \propto \sum_{\mathcal{X} \in \Gamma} |D^{\mathcal{X}}| \prod_{\tau=1}^t Z_{\tau}^{\mathcal{X}}. \quad (7)$$

複型串接偵測架構(multi-class cascade)：

如前所述，複型串接偵測架構將提供偵測準確度、執行速度及強健性上的改良。有關使用複型提昇演算法來建構串接架構中的每一節點，首先在每一節點中，需達成以(偵測率 u ，假警報率 v)所預訂之訓練目標，通常偵測率其設定值為 99.5%~99.9%，假警報率設定值為 40%~50%。假設第 k 個節點所嵌入的分類器為 F_k ，則第 k 個節點的訓練資料為通過前 $k-1$ 節點的資料。另外，須收集一個龐大且不包含目標物件(此例中為人臉)影像資料庫， Q ，作為負向訓練資料(negative training data)生成之用。

複型串接偵測架構的建構流程可以下列演算法表示：

Algorithm : Multi-Class Cascade: Training

Input : Φ ; D^Γ ; A set of images containing no faces Q ;
Target detection rate μ ; False-positive rate ν .
Output : A cascade of MBH classifiers $\{F_1, \dots, F_s\}$; Number of stage used $s^X, \forall X \in \Gamma$.
Initialize: $k \leftarrow 1; \Gamma_k \leftarrow \Gamma$;
while $\Gamma_k \neq \emptyset$ **do**
 With D^{Γ_k} and Φ , apply MBH-Boost to derive $F_k = [H_k^X \mid X \in \Gamma_k]$ where each component H_k^X should achieve the preset (μ, ν) requirements;
 foreach $X \in \Gamma_k$ **do**
 $D^{X+} \leftarrow \{(x, y) \mid (x, y) \in D^{X+} \wedge H_k^X(x) \geq \theta_k^X\}$;
 $D^{X-} \leftarrow$ False-Positives from D^{X-} or from Q such that $|D^{X-}| = |D^{X+}|$;
 if not enough False-Positives **then**
 $s^X \leftarrow k; \Gamma_k \leftarrow \Gamma_k - \{X\}; s \leftarrow k$;
 $\Gamma_{k+1} \leftarrow \Gamma_k; k \leftarrow k + 1$;

【實施方式-測試階段】

如第三圖所示，首先進行第一步驟 S1，其係提供影像資料給予偵測系統，第二步驟 S2 係為影像偵測系統再對此影像資料分別進行不同尺度及大小的複數區塊 10 掃描，此區塊 10 係分別為不同面積大小，請同時參閱第四圖中 $24 \times 24, 30 \times 30, 38 \times 38 \dots$ 之區塊 10 所示，再利用積分影像在影像資料快速計算各個弱分類器所定義投影量，即第三步驟 S3，其中此投影量計算係計算每一區塊 10 內數個特定位置區域 12 之灰階值之總合及區域間總合上的差異，並以其作為弱分類器之輸入值，如第五圖所示，接著進行第四步驟 S4，依據事先訓練好的多個弱分類器的分類結果，利用多複型提昇演算法對此區塊進行多類型分類，並以單一分類器串接的偵測架構進行偵測，以決定是否為欲偵測類型，如此即完成此偵測方法流程解說。

對於掃描區塊， x ，輸入至已學習完成之複型串接架構中，其具體流程

可由下列演算法明確地定義：

Algorithm : *Multi-Class Cascade: Testing*

Input : A test pattern x ; Face classes Γ ; A cascade of detectors $\{F_1, \dots, F_\epsilon\}$;

Number of stages, $s^x, \forall x \in \Gamma$.

Output : A vector of boolean outputs, $output(\Gamma)$.

Initialize: $k \leftarrow 1$; $\Lambda \leftarrow \Gamma$;

while $\Lambda \neq \emptyset$ **do**

Jointly evaluate $H_k^x(x), \forall x \in \Lambda$;

foreach $x \in \Lambda$ **do**

if $H_k^x(x) < \theta_k^x$ **then**

| $output(x) \leftarrow \text{False}$; $\Lambda \leftarrow \Lambda - \{x\}$;

else if $k = s^x$ **then**

| $output(x) \leftarrow \text{True}$; $\Lambda \leftarrow \Lambda - \{x\}$;

| $k \leftarrow k + 1$;

相對於每一個物件類型，此演算法均提供一個布林(Boolean)輸出，用來代表是否區塊， x ，為此類型之物件。

若以人臉影像 14 偵測為實施例時，請參閱第六圖所示，首先提供影像資料 16，再以不同面積大小之區塊 10 掃瞄，利用積分影像計算投影量，如第七圖所示，同時再利用複型分類演算法對人臉影像 14 進行多類型分類，並以單一分類器串接架構加速偵測速度以決定人臉影像 14 之各項各視角及光線照射，如第八圖及第九圖所示。

當使用此物件偵測之方法時可將欲搜尋的物件及其類型標示出，以不同光照下或不同視角下人臉偵測作為例子，執行結果為第九圖所示之人臉影像，其中有關光線入射角或旋轉角度均被合適地標示。由以上數例可顯示出本發明的物件偵測方法可解決物件在不同狀況下，其表徵 (appearance) 所呈現出的多類型變化而導致偵測上的困難，進而大幅改善系統的強健

性。如實施例中以人臉偵測作為指標，對所提出的演算法進行測試其相較於其他的偵測演算法，更具有即時的物件偵測特性、偵測準確度提升的特性及可處理物件多樣性的表徵型態特性，如物件本身所呈現的角度、攝影機的視角、遮蔽或周遭光線所引起之物件呈現變化等。

以上所述係藉由實施例說明本發明之特點，其目的在使熟習該技術者能瞭解本發明之內容並據以實施，而非限定本發明之專利範圍，故，凡其他未脫離本發明所揭示之精神所完成之等效修飾或修改，仍應包含在以下所述之申請專利範圍中。

【圖式簡單說明】

第一圖為本發明複數型態的訓練資料示意圖。

第二圖為本發明作用於類型 A, C, E 上之投影方向示意圖。

第三圖為本發明進行特徵影像偵測之流程圖。

第四圖為本發明之區塊面積大小示意圖。

第五圖為本發明之區塊內之特定位置方塊示意圖。

第六圖為本發明進行物件偵測之示意圖。

第七圖為本發明在影像內進行特徵計算之示意圖。

第八圖為本發明偵測特徵影像及標示表徵之示意圖。

第九圖為本發明另一偵測特徵影像及標示表徵之示意圖。

【主要元件符號說明】

- | | |
|---------|-----------|
| 10 區塊 | 12 特定位置方塊 |
| 14 人臉影像 | 16 影像資料 |

十、申請專利範圍：

1、一種物件偵測之方法，提供影像偵測系統中偵測一影像資料且係建構於一複型串接架構 (multi-class cascade)，該多類型物件偵測之方法包括下列步驟：

對該影像資料分別進行複數區塊掃瞄；

利用積分影像在該影像資料內計算投影量；以及

根據其結果對該區塊進行多類型分類。

2、如申請專利範圍第 1 項所述之物件偵測之方法，其中，該影像偵測系統係利用一複型提昇分類演算法 (Multi-class Bhattacharyya Boost, MBH-Boost) 進行多類型偵測。

3、如申請專利範圍第 1 項所述之物件偵測之方法，其中，該物件可為為人臉、車輛及其他特定物體種類。

4、如申請專利範圍第 1 項所述之物件偵測之方法，其中，多類型包括有視角、遮蔽與否及照射面方向。

5、一種複型提昇分類演算法 (MBH-Boost)，包含下列步驟：

(A) 提供複數型態 Γ 的訓練資料 D^Γ 、弱分類器投影方向之集合 Φ 及執行次數 T ；

(B) 在提昇演算法之第 t 次遞迴，參考訓練資料

D^Γ 各資料之權值 $w_t^x(i)$ ，計算出一最佳投影方向 ϕ_t ；

(C) 根據 ϕ_t 之

分類結果更新權值成 $w_{t+1}^x(i)$ ；以及

(D) 經過共 T 次遞迴之反覆執行 (B) 及 (C) 後，可推算出一向量輸出的分類器 F 作為判斷基準，該比較集合數 F 內包含每一型態 Γ 的計算值 H^A 、 H^B 、 H^C ... H^Γ ，以每一型態 Γ 的計算值 H^A 、 H^B 、 H^C ... H^Γ

之最大正數值作為分類依據。

6、如申請專利範圍第 5 項所述之複型提昇分類演算法，其中，該權值 $w_1^x(i)$

與該最佳投影方向 ϕ_t 之關係係為：

$$\phi_t = \underset{\phi \in \Phi}{\operatorname{argmin}} \sum_{\mathcal{X} \in \Gamma} \Delta_t^{\mathcal{X}} \times \mathbf{BHC}_t^{\mathcal{X}}(\phi),$$

$$\text{where } \mathbf{BHC}_t^{\mathcal{X}}(\phi) = \sum_{k=1}^m \sqrt{p_k^{\mathcal{X}^+}(\phi)p_k^{\mathcal{X}^-}(\phi)}.$$

其中 $\Delta_t^{\mathcal{X}}$ 為：

$$\begin{aligned} \Delta_t^{\mathcal{X}} &= |D^{\mathcal{X}}| \sum_{i=1}^{|D^{\mathcal{X}}|} w_1^{\mathcal{X}}(i) \exp(-y_i^{\mathcal{X}} \sum_{\tau=1}^{t-1} h_{\tau}^{\mathcal{X}}(\mathbf{x}_i^{\mathcal{X}})) \\ &= |D^{\mathcal{X}}| Z_1^{\mathcal{X}} \sum_{i=1}^{|D^{\mathcal{X}}|} w_2^{\mathcal{X}}(i) \exp(-y_i^{\mathcal{X}} \sum_{\tau=2}^{t-1} h_{\tau}^{\mathcal{X}}(\mathbf{x}_i^{\mathcal{X}})) = \dots \\ &= |D^{\mathcal{X}}| Z_1^{\mathcal{X}} \dots Z_{t-1}^{\mathcal{X}} \sum_{i=1}^{|D^{\mathcal{X}}|} w_t^{\mathcal{X}}(i) = |D^{\mathcal{X}}| \prod_{\tau=1}^{t-1} Z_{\tau}^{\mathcal{X}}. \end{aligned}$$

且：

$$\mathbf{BHC}_t^{\mathcal{X}}(\phi) = Z_t^{\mathcal{X}} / 2.$$

所以

$$\sum_{\mathcal{X} \in \Gamma} \Delta_t^{\mathcal{X}} \times \mathbf{BHC}_t^{\mathcal{X}}(\phi) = \frac{1}{2} \sum_{\mathcal{X} \in \Gamma} |D^{\mathcal{X}}| \prod_{\tau=1}^t Z_{\tau}^{\mathcal{X}} \propto \sum_{\mathcal{X} \in \Gamma} |D^{\mathcal{X}}| \prod_{\tau=1}^t Z_{\tau}^{\mathcal{X}}.$$

7、如申請專利範圍第 5 項所述之複型提昇分類演算法，其中，該分類器 F

係為：

$$F(\mathbf{x}) = \sum_{t=1}^T f_t(\mathbf{x}) = [H^{\mathcal{X}}(\mathbf{x}) = \sum_{t=1}^T h_t^{\mathcal{X}}(\mathbf{x}) \mid \mathcal{X} \in \Gamma]$$

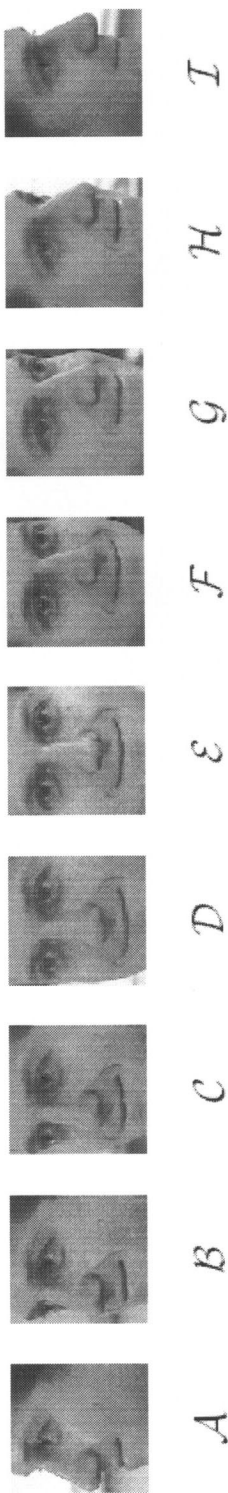
其中

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) &= [h^A(\mathbf{x}), \dots, h^I(\mathbf{x})] \quad (\text{profile face detection}) \\ &= [h^{\mathcal{X}}(\mathbf{x}) \mid \mathcal{X} \in \Gamma], \quad (\text{general case}) \end{aligned}$$

$$h^{\mathcal{X}}(\mathbf{x}) = \ln \sqrt{p_k^{\mathcal{X}^+}(\phi)/p_k^{\mathcal{X}^-}(\phi)} \quad \text{if } \phi^T \mathbf{x} \in b_k.$$

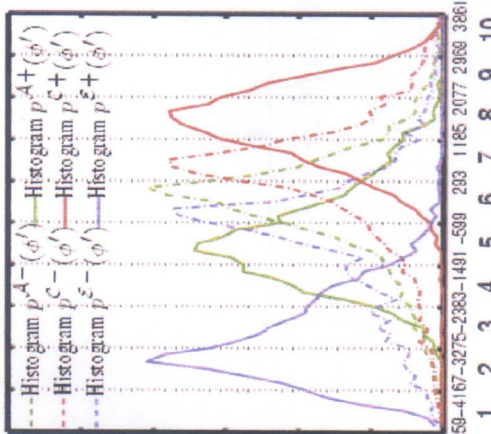
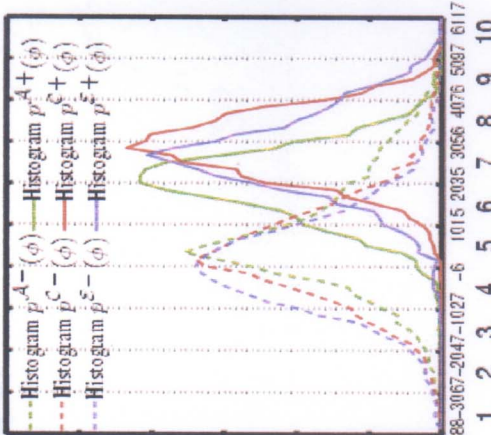
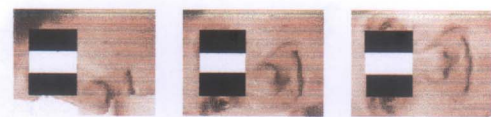
$$p_k^{\mathcal{X}^+}(\phi) = \sum_{\mathbf{i}_k^{\mathcal{X}^+}(\phi)} w^{\mathcal{X}}(i) \quad \text{and} \quad p_k^{\mathcal{X}^-}(\phi) = \sum_{\mathbf{i}_k^{\mathcal{X}^-}(\phi)} w^{\mathcal{X}}(i)$$

$$\mathbf{i}_k^{\mathcal{X}}(\phi) = \{i \mid \mathbf{x}_i \in D^{\mathcal{X}}, \phi^T \mathbf{x}_i \in b_k\}$$

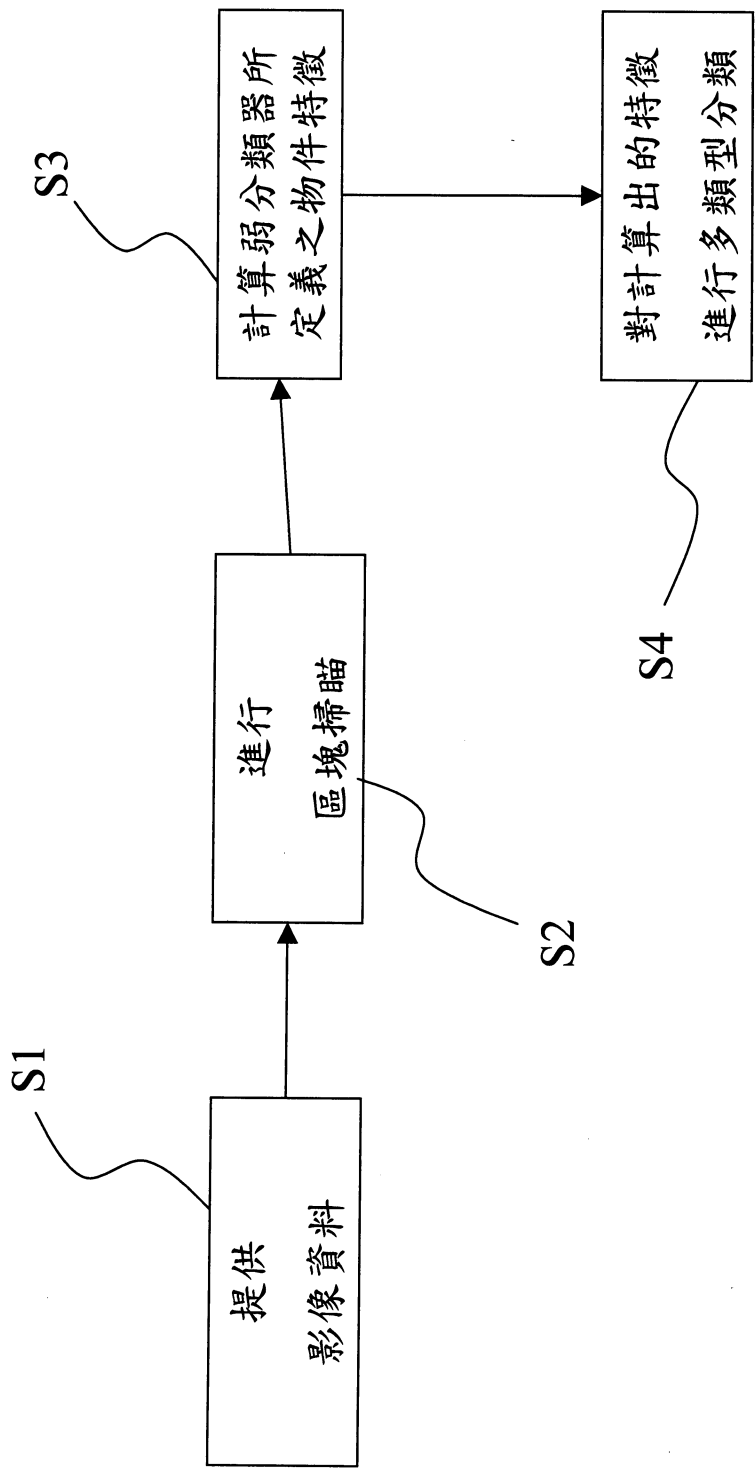


$$\Gamma = \{A, B, \dots, I\}$$

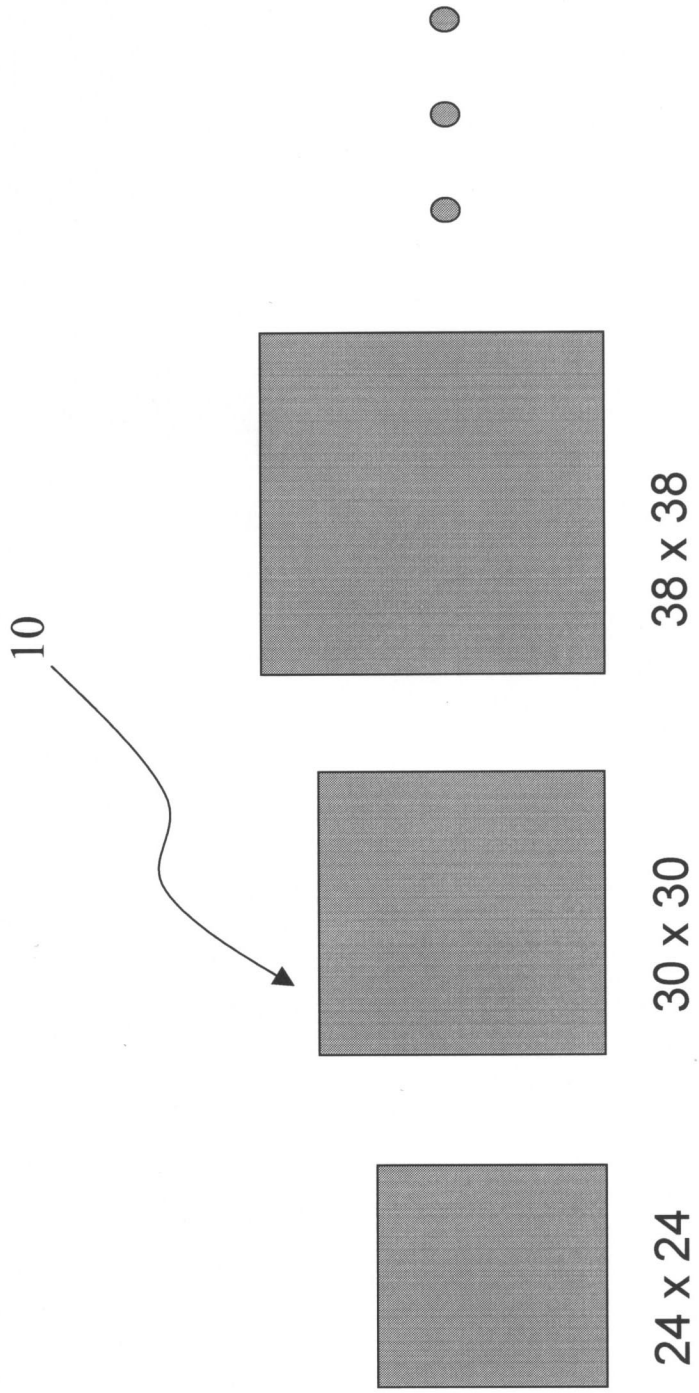
第一圖



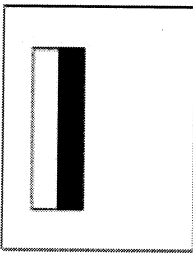
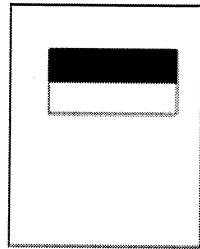
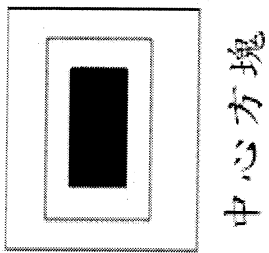
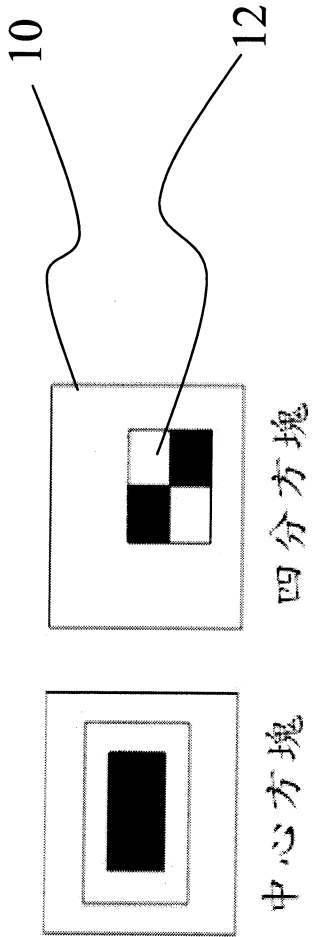
第二圖



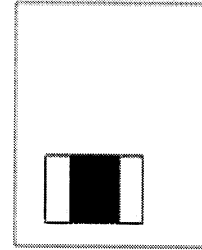
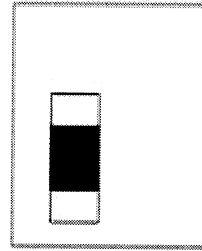
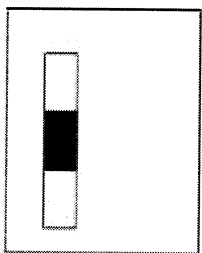
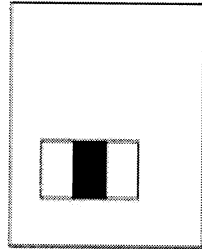
第三圖



第四圖



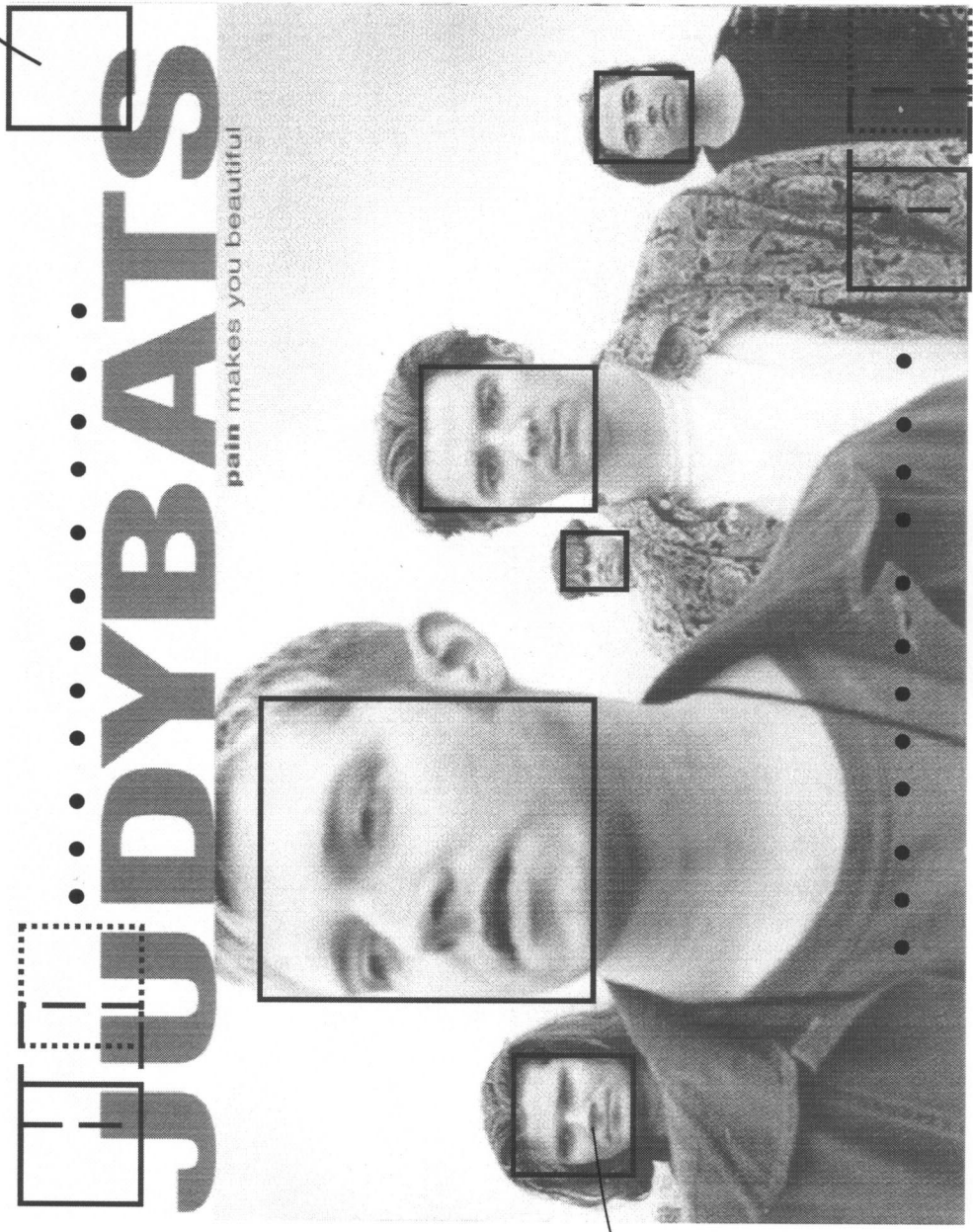
側邊方塊



三分方塊

第五圖

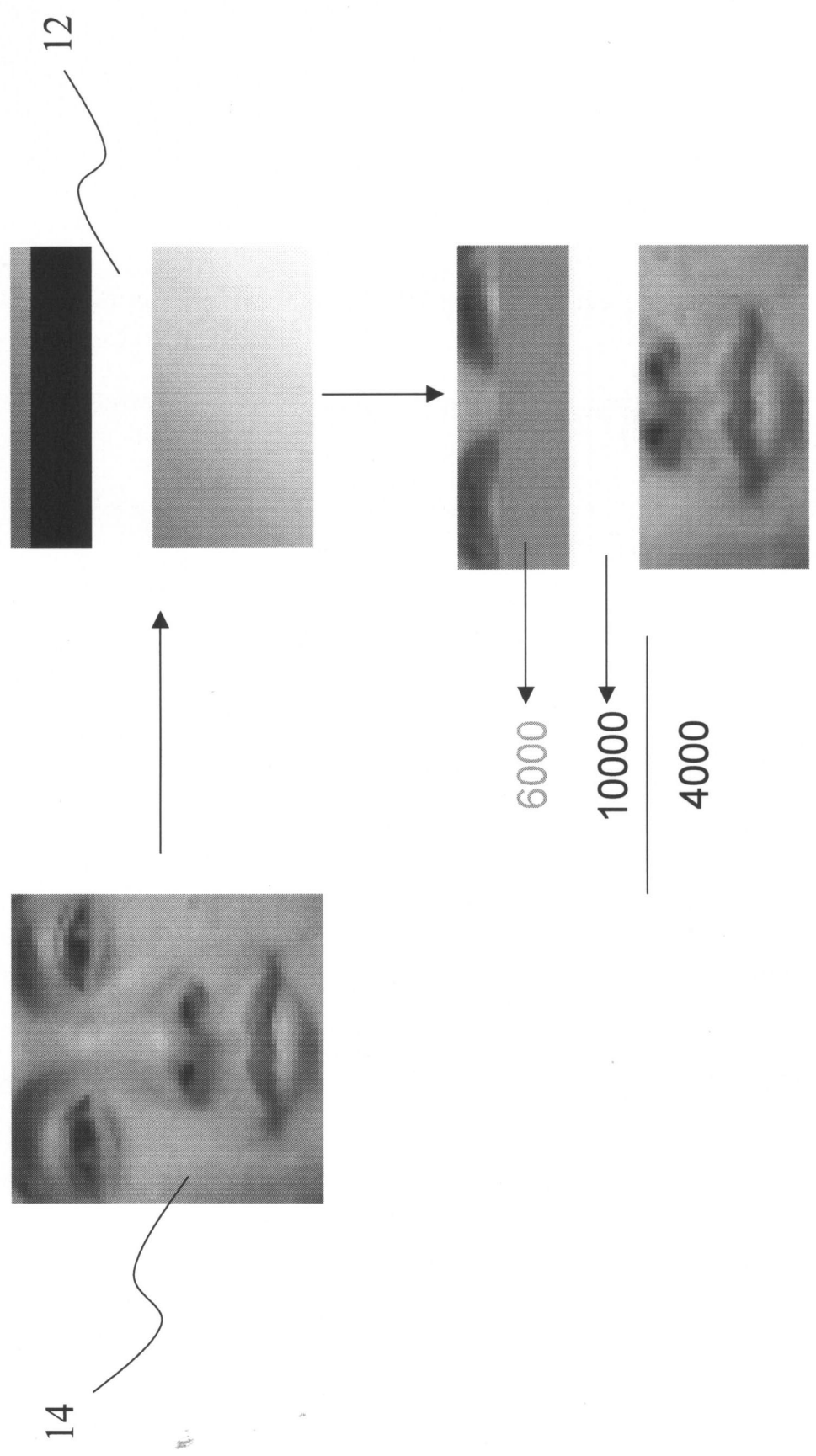
10



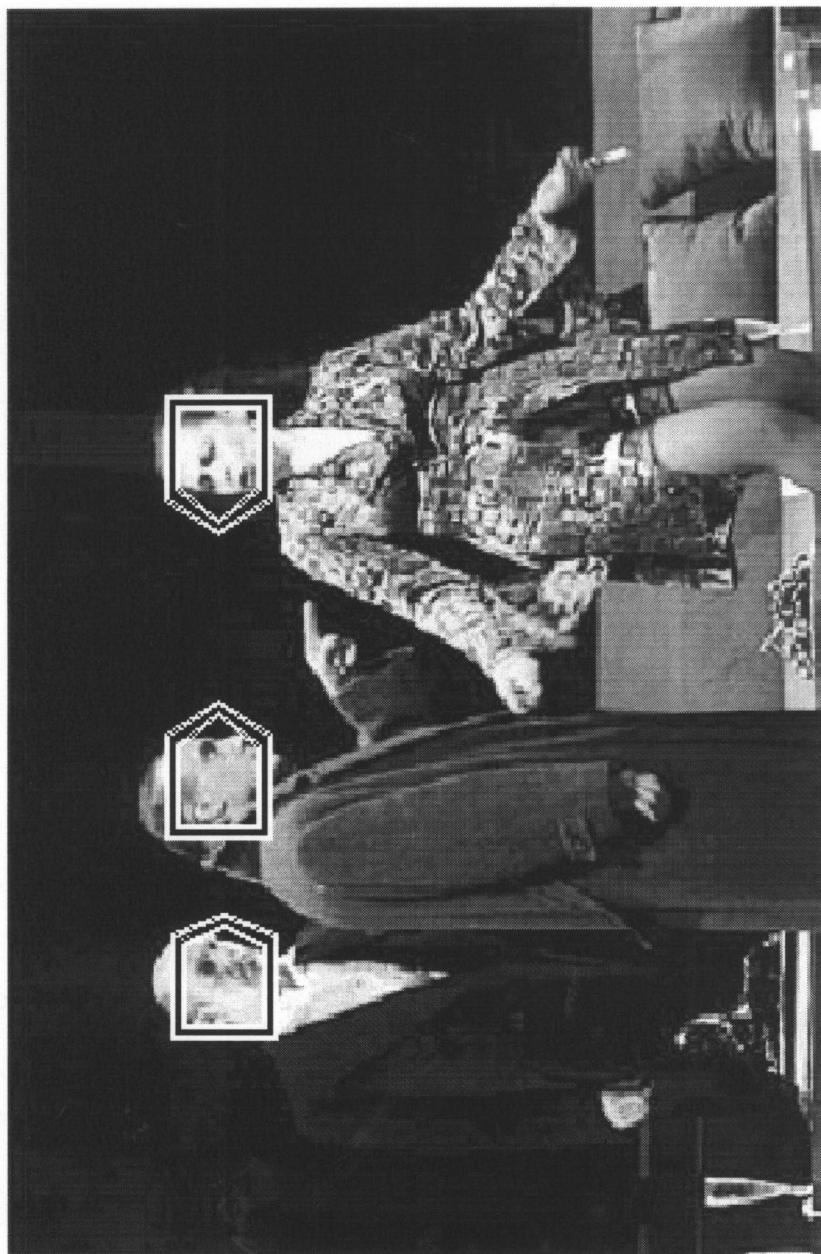
16

14

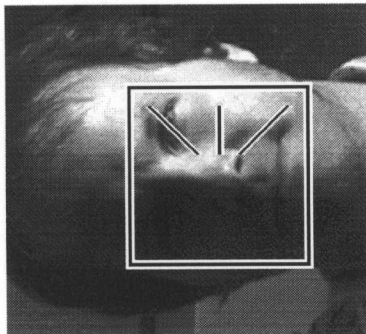
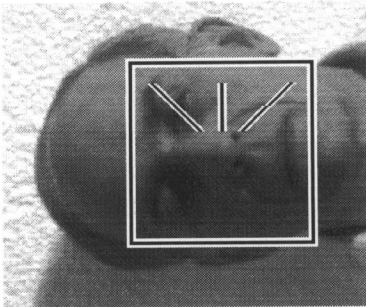
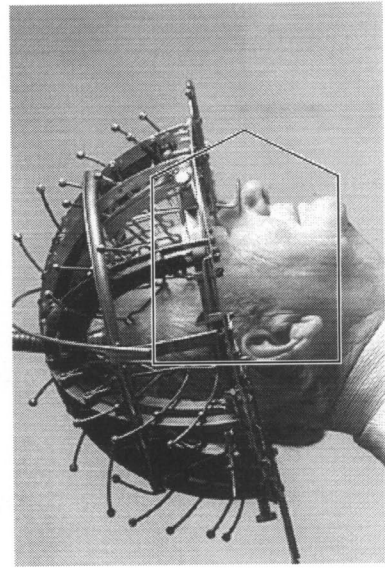
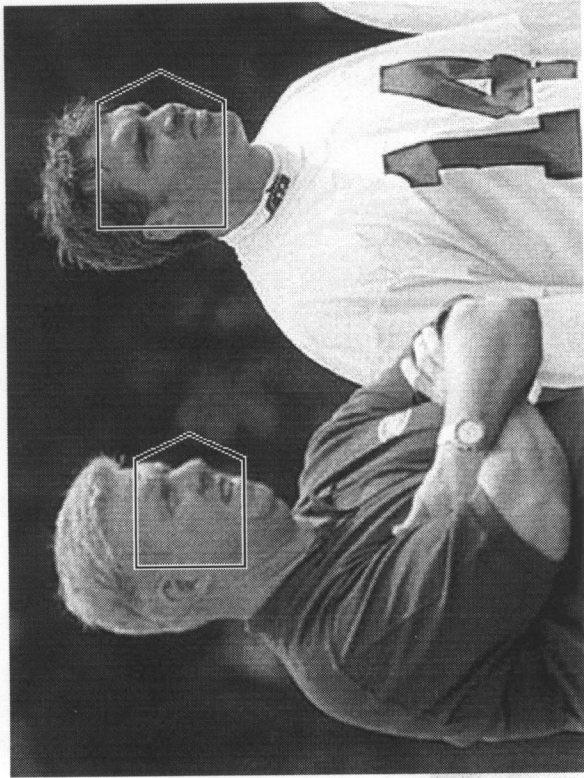
第六圖



第七圖



第八圖



S74E5031 1995:11:14 14:02:02

第九圖