



(21)申請案號：098130929

(22)申請日：中華民國 98 (2009) 年 09 月 14 日

(51)Int. Cl. : G06T1/40 (2006.01)

(71)申請人：國立屏東科技大學(中華民國) NATIONAL PINGTUNG UNIVERSITY OF SCIENCE & TECHNOLOGY (TW)

屏東縣內埔鄉學府路 1 號

(72)發明人：蔡正發 TSAI, CHENG FA (TW)；林子峻 LIN, YU CHUN (TW)

(74)代理人：陳啟舜

(56)參考文獻：

TW 200910258A

TW 200935359A

"Hierarchical SOM applied to image compression", Barbalho, J.M., IJCNN, 2001, vol:1, pp442-447.

"INTSOM: Gray Image Compression Using an Intelligent Self-Organizing Map", Cheng-Fa Tsai, New Advances in Intelligent Decision Technologies: Results of the First KES International Symposium IDT 2009, 2009/03/31.

審查人員：黎世琦

申請專利範圍項數：5 項 圖式數：9 共 0 頁

(54)名稱

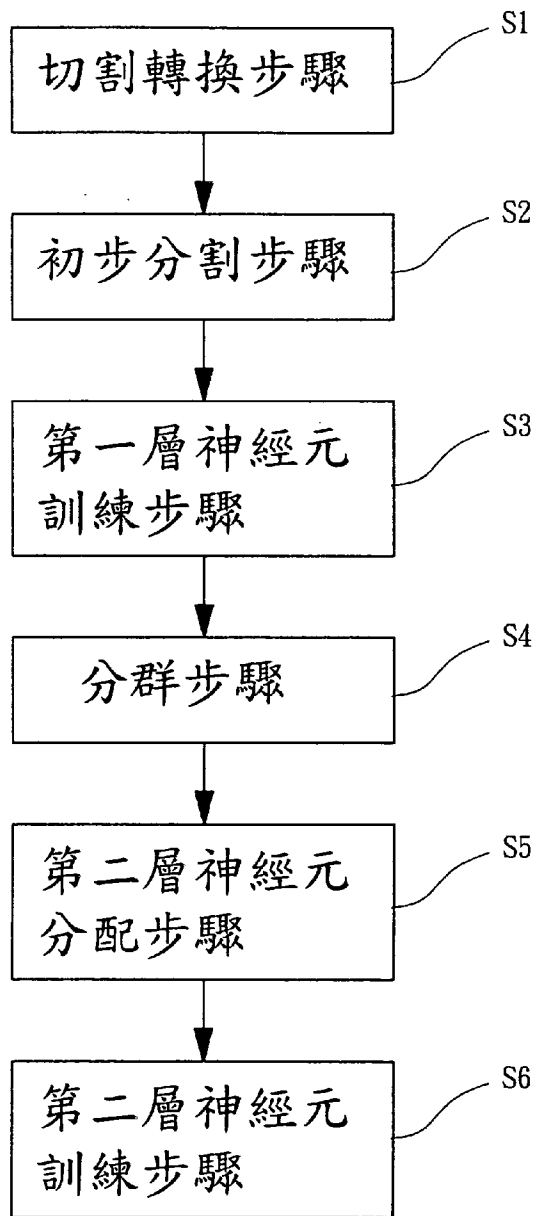
編碼簿產生方法

CODEBOOK GENERATING METHOD

(57)摘要

一種編碼簿產生方法，係包含：將一原始輸入影像分割成數個原始區塊並轉換為原始向量；以分割式分群演算法對該數個原始向量進行分群並獲得數個形心點；由該些形心點中選擇數個作為第一層神經元，並以所有的形心點作為樣本，透過 SOM 法訓練該數個第一層神經元；將該些原始向量分群至最接近之第一層神經元；依失真度比例分配各群集中第二層神經元之數量；及以各群集之原始向量做為樣本，並以 SOM 法分別對各群集內之第二層神經元進行訓練，以獲得數個最終神經元，並將該些最終神經元所分別對應之向量共同儲存於一編碼簿內。

A codebook generating method comprises: cutting an original image into several original pieces and transform the original pieces into several original vectors; clustering the original vectore with partitioning clustering method to obtaining several clusters with its mass center; defining some of those mass centers as first neurons and taking all mass centers as samples to train those first neurons with SOM; defining each original vector with the same cluster ID NO with nearest first neuron; determining the number of second neurons for each cluster by distortion; and taking all mass centers in one cluster as samples to train those second neurons in the cluster with SOM to obtain several final neurons with saving vectors the final neurons corresponding to in a cordbook.



第 2 圖

發明專利說明書

(本說明書格式、順序，請勿任意更動，※記號部分請勿填寫)

※申請案號：98.13.0929

※申請日：98.9.14

※IPC 分類：G06T 1/40 (2006)

一、發明名稱：(中文/英文)

編碼簿產生方法 / Codebook Generating Method

二、中文發明摘要：

一種編碼簿產生方法，係包含：將一原始輸入影像分割成數個原始區塊並轉換為原始向量；以分割式分群演算法對該數個原始向量進行分群並獲得數個形心點；由該些形心點中選擇數個作為第一層神經元，並以所有的形心點作為樣本，透過 SOM 法訓練該數個第一層神經元；將該些原始向量分群至最接近之第一層神經元；依失真度比例分配各群集中第二層神經元之數量；及以各群集之原始向量做為樣本，並以 SOM 法分別對各群集內之第二層神經元進行訓練，以獲得數個最終神經元，並將該些最終神經元所分別對應之向量共同儲存於一編碼簿內。

三、英文發明摘要：

A codebook generating method comprises: cutting an original image into several original pieces and transform the original pieces into several original vectors; clustering the original vectors with partitioning clustering method to obtaining several

clusters with its mass center; defining some of those mass centers as first neurons and taking all mass centers as samples to train those first neurons with SOM; defining each original vector with the same cluster ID NO with nearest first neuron; determining the number of second neurons for each cluster by distortion; and taking all mass centers in one cluster as samples to train those second neurons in the cluster with SOM to obtain several final neurons with saving vectors the final neurons corresponding to in a cordbook .

四、指定代表圖：

(一)本案指定代表圖為：第(2)圖。

(二)本代表圖之元件符號簡單說明：

五、本案若有化學式時，請揭示最能顯示發明特徵的化學式：

(無)

六、發明說明：

【發明所屬之技術領域】

本發明係關於一種編碼簿產生方法，特別是一種用於影像壓縮技術之編碼簿產生方法。

【先前技術】

一般而言，影像壓縮技術中，通常係透過一編碼簿產生方法產生一編碼簿(codebook)，後續在保存圖片及傳輸圖片時，都以此容量較小的編碼簿代替原始輸入影像，進而達到壓縮之目的；相反地，在進行解壓縮時，將編碼簿透過解碼演算法還原成數個還原區塊，最後再將這些還原區塊組合成一還原影像(reconstructed image)，即完成解壓縮之步驟。

習用編碼簿產生方法通常係先對一原始輸入影像進行“切塊”，將該原始輸入影像切成較小且數量較多的原始區塊，透過一向量量化(VQ, Vector Quantization)技術將該些原始區塊轉換為原始向量。再以一編碼演算法對該些原始向量進行處理，以取得數量較少但可代表該原始輸入影像的代表區塊(codeword)，以透過該些代表區塊共同組成該編碼簿。

習用編碼演算法，如 LBG 演算法，其係由 Linde、Buzo 及 Gray 於 1980 年提出。其概念類似於資料分群方法中之 K-means 法。其係先進行第一步驟預設一失真度參數 ϵ 及欲分群之群數 k ；接著進行一第二步驟隨機由該些原始向量中選出 k 個原始向量作為形心點；接著進行一第三步驟

將各原始向量與分別與所有之形心點進行歐幾里得距離運算，以將各個原始向量分群至所對應之形心點；接著進行一第四步驟求出各群內原始向量的質心，以作為新的形心點；接著進行一第五步驟計算新的形心點與舊的形心點的差異，亦即失真度，若失真度不小於該失真度參數 ϵ ，則重複該第三步驟，若差異小於該失真度參數 ϵ ，則完成訓練，所獲得之形心點便可作為該代表區塊共同組成該編碼簿。

一般而言，上述 LBG 演算法係以隨機初始之方式進行，且原始向量之數目較多且較為複雜，因此以該 LBG 法進行編碼演算所獲得之結果不甚穩定，使其具有品質較差之缺點。

另一習用編碼演算法，例如自組織映射圖 (Self-Organizing Map, SOM) 法，如第 1 圖所示，其係先進行一第一步驟將一影像中之數個像素 (pixel) 轉換為數個輸入樣本 8；接著進行一第二步驟預設 N 個之神經元 9，並隨機選出 N 個輸入樣本作為該 N 個神經元 9 之初始位置；接著進行一第三步驟隨機選出一輸入樣本 81，並將該輸入樣本 81 分別與所有神經元 9 進行歐幾里得距離運算；接著進行一第四步驟選擇距離最短之神經元 9 作為一優勝神經元 91，並調整該優勝神經元 91 以及距離該優勝神經元 91 一鄰近半徑 R 內之鄰近神經元 92，使該優勝神經元 91 及鄰近神經元 92 向該一個輸入樣本 81 產生位移；接著進行一第五步驟判斷是否所有輸入樣本 8 皆完成該歐幾里得距離運算，若否，則進行該第三步驟，若是，則完成本次

訓練，並依一定比例縮小該鄰近半徑 R ，再進行下一次之訓練，直至迭代次數達一預定之迭代次數後，便可獲得由該數個神經元 N 所組成之神經網絡圖。如此，所獲得之該些神經元 N 便可作為編碼簿應用於影像壓縮技術中。

上述習用編碼演算法由於需要經過大量的運算，方可得到令人滿意之神經網絡圖，且當該神經元 N 之數目越多，或者該輸入樣本 M 越多時，其需要越長之運算時間，因此，需要耗費大量時間進行運算，造成其具有效率低落之缺點。

另一習用編碼演算法，例如 Fast SOMs 法，其係針對上述以自組織映射圖法進行改良，其係先以 K-means 演算法將該數個輸入樣本分為 N 群，且 N 係與該神經元之數目相同；再以該 N 群之群心點分別做為該 N 個神經元之初始位置，如此，便可獲得初步之神經網絡圖；接著再以該習用自組織映射圖法進行運算，便可縮短自組織映射圖法之運算時間。

然而，上述 Fast SOMs 法由於該神經元之初始位置係利用二維空間的概念，因此並不適合應用於高維度資料之處理。

另一習用編碼演算法，例如階層式自組織映射圖 (HSOM) 法，其主要概念係將自組織映射圖法之演算過程分為兩層，例如，若原先自組織映射圖法中之神經元預設為 $16 \times 16 = 256$ 個，則其時間複雜度將較高，而此法則是先以 16 個第一層神經元，利用自組織映射圖法完成第一層訓練後，再將該數個輸入樣本分群至該 16 個第一層神經元，

以分成 16 群輸入樣本；再分別對每一群之輸入樣本以 16 個第二層神經元，並利用自組織映射圖法完成第二層訓練後，每一群之輸入樣本中便可獲得 16 個第二層神經元，如此便可獲得 $16 \times 16 = 256$ 個第二層神經元。如此，便可降低自組織映射圖法之時間複雜度。

然而，由於該階層式自組織映射圖法中，第一層及第二層神經元之數目係設置為相同，為對稱式之設計，因此所獲得之解容易落入區域解，因此不易確實描述輸入樣本的真實分佈狀況；再且，各群內之輸入樣本數量不一，各群卻以相同之神經元數量進行第二層神經元之訓練，相同無法確實描述輸入樣本的真實分佈狀況，使得其具有訓練精確度較差之缺點。

基於上述原因，其有必要進一步改良上述習用編碼簿產生方法。

【發明內容】

本發明乃改良上述缺點，以提供一種編碼簿產生方法，係以降低產生編碼簿之時間成本為目的。

本發明次一目的係提供一種編碼簿產生方法，係可以提升影像資料之壓縮品質。

本發明再一目的係提供一種編碼簿產生方法，係可以避免落入區域最佳解。

根據本發明的編碼簿產生方法，係包含：一切割轉換步驟，將一原始輸入影像分割成數個原始區塊，再將各該原始區塊轉換為原始向量；一初步分割步驟，以分割式分

群演算法對該數個原始向量進行分群，以獲得數個形心點；一第一層神經元訓練步驟，係由該些形心點中選擇數個作為第一層神經元，並以所有的形心點作為樣本，透過自組織映射圖（SOM）演算法訓練該數個第一層神經元；一分群步驟，將該些原始向量分群至最接近之第一層神經元，以獲得數個群集；一第二層神經元分配步驟，係根據各群集之原始向量的數量，依失真度比例分配各群集中第二層神經元之數量，並根據分配結果於各群集中選擇數個原始向量作為該第二層神經元；及一第二層神經元訓練步驟，係以各群集之原始向量做為樣本，並以自組織映射圖演算法分別對各群集內之第二層神經元進行訓練，以獲得數個最終神經元，並將該些最終神經元所分別對應之向量共同儲存於一編碼簿內。

【實施方式】

為讓本發明之上述及其他目的、特徵及優點能更明顯易懂，下文特舉本發明之較佳實施例，並配合所附圖式，作詳細說明如下：

請參照第 2 圖所示，本發明較佳實施例之編碼簿產生方法係包含一切割轉換步驟 S1、一初步分割步驟 S2、一第一層神經元訓練步驟 S3、一分群步驟 S4、一第二層神經元分配步驟 S5 及一第二層神經元訓練步驟 S6。

請參照第 2 圖所示，本發明之編碼簿產生方法係藉由一電腦系統連接至少一資料庫作為執行架構，該資料庫中係存有至少一原始輸入影像，且該原始輸入影像係由數個

像素所組成。

請參照第 2 及 3 圖所示，本發明之切割轉換步驟 S1 係將該原始輸入影像分割成數個原始區塊，再將各該原始區塊轉換為原始向量 11。舉例而言，若該影像資料為 512 x 512 之圖片檔，可將該原始輸入影像切割成 16384 個原始 4x4 區塊，則各個原始區塊內將包含有 16 個像素，接著再透過向量量化(VQ, Vector Quantization)技術將該 16384 個原始區塊內之像素轉換為原始向量 11，並儲存於該資料庫中。

請參照第 2 及 4 圖所示，本發明之初步分割步驟 S2 係利用分割式分群演算法對該數個原始向量 11 進行分群，以獲得數個形心點 12，進而降低需進行運算之原始向量 11 之數量。更詳言之，於本實施例中，該分割式演算法係選擇為 LBG 法，其中，該 LBG 法詳述如下：

該 LBG 法之第一步驟係先設定欲分群之群數 k，舉例而言，本實施例係將群數 k 設定為 256；接著進行該 LBG 法之第二步驟，由該些原始向量 11 隨機選出 256 個作為初始形心點之初始位置；接著進行該 LBG 法之第三步驟，將各原始向量 11 與該初始形心點進行歐幾里得距離運算，以將各個原始向量 11 分群至所對應之初始形心點；接著進行該 LBG 法之第四步驟，求出各個群組內原始向量 11 的質心，以作為新的形心點；接著進行該 LBG 法之第五步驟，以計算失真度，該失真度係指新的初始形心點與舊的初始形心點的差異，若失真度不小於該失真度參數，則重複該 LBG 法之第三步驟，若差異小於該失真度參數，則完成訓

練，並獲得 256 個形心點 12。其中，該失真度係以平均平方誤差 (Mean Square Error, MSE) 進行估算，如式(a)所示：

$$MSE = \frac{1}{W \times H} \sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H [i(x,y) - \hat{i}(x,y)]^2 \dots (a)$$

於式(a)中， W 係指影像之寬； H 係指影像之高； $i(x,y) - \hat{i}(x,y)$ 係指原始影像中第 (x,y) 個像素與壓縮影像中第 (x,y) 像素之位元深度的差值，求得連續兩次之 MSE ，即 $MSE(t)$ 與 $MSE(t+1)$ ，進而再求得平均失真的變異量 $\Delta MSE = \frac{MSE(t) - MSE(t+1)}{MSE(t)}$ ，求得之 ΔMSE 若大於預先設定之收斂閾值則進入下一個迭代，反之則停止，本實施例該 LBG 法之收斂閾值係設定為 0.01。如此，便可將該些大量之原始向量 11 降低至該些形心點 12 之數量 (256 個)，再以該些形心點 12 作為虛擬輸入樣本進行後續之訓練，便可大幅的降低運算時間。

本發明後續之步驟係針對習用 HSOM 法進行改良。舉例而言，本實施例最後欲獲得之編碼簿大小係為 1024 個，如先前技術所述，若以習用 HSOM 法進行訓練，而將 1024 分解為 32x32，因此第一層神經元設定為 32 個，而各個群組之第二層神經元亦設定為 32 個，以對稱式之方式進行第一層及第二層神經元之設定，因此容易落入區域最佳解，而無法正確表示樣本之真實分佈。而本發明之第一層神經元之設置數量較各個群組之第二層神經元之設置數量多，例如，將 1024 分解為 128x8，因此第一層神經元之數量為 128，第二層神經元之數量約為 8，以不對稱之方式進行第

一層及第二層神經元之設定，可避免落入區域最佳解。接著，進行後續步驟之介紹。

請參照第 2、5 及 6 圖所示，本發明之第一層神經元訓練步驟 S3 係由該數個形心點 12 中選擇數個作為第一層神經元 13，並以所有的形心點 12 作為樣本，透過自組織映射圖 (SOM) 演算法訓練該數個第一層神經元 13。延續上述例子，由該 256 個形心點 12 中隨機選取 128 個作為第一層神經元 13 之初始位置，再透過自組織映射圖演算法以該 256 個形心點 12 作為樣本訓練該數個第一層神經元 13。本實施例之自組織映射圖演算法詳述如下：

首先，如第 7 圖所示，該 SOM 法之第一步驟係以式 (b) 將其中一形心點 12' 分別與該 N 個 (128 個) 第一層神經元 13 進行歐幾里得距離計算，選擇距離最接近該形心點 12' 之第一層神經元為優勝神經元 14。式 (b) 如下所示：

$$w_n^* = \operatorname{argmin}_n \|y_m - w_n(t)\|, \quad n=1, 2 \dots N \quad \dots (b)$$

式 (b) 中， w_n^* 係為優勝神經元 14； y_m 係為第 m 個形心點 12 之位置， $m=1, 2 \dots k$ ； $w_n(t)$ 係為該第一層神經元 13 於第 t 次時的位置。

接著，該 SOM 法之第二步驟係以式 (c) 調整優勝神經元 14 及該優勝神經元 14 鄰近區域內之鄰近神經元 15 的位置，式 (c) 如下所示：

$$w_n(t+1) = w_n(t) + \eta(t) \times \exp(-r/R) \times [y_m - w_n(t)]. \quad \text{式 (c)}$$

式 (c) 中， $\eta(t)$ 係為第 t 次之學習率；r 係為第一層神經元 13 之相對位置，以 $r: \|n - n^*\|$ 表示；R 係為鄰近區域半徑；本實施例中， $\eta(0)=1$ ，鄰近區域半徑 $R = \sqrt{N}$ 。

接著重複進行該 SOM 法之第一步驟及第二步驟，直至所有形心點 12 皆完成距離計算。

接著進行該 SOM 法之第三步驟，係更新鄰近區域半徑 $R(t)$ 及學習率 $\eta(t)$ ，其中， $R(t+1)=R(t) \times 0.95$ ，若 $R(t+1) < 0.1$ ，則 $R(t+1)=0.1$ ； $\eta(t+1)=\eta(t) \times 0.975$ ，若 $\eta(t+1) < 0.01$ ，則 $\eta(t+1)=0.01$ 。

最後再進行該 SOM 法之第四步驟，係判斷平均失真率是否大於一門檻值，若判斷為是，則重複進行該 SOM 法之第一步驟至第三步驟；若判斷為否，則終止該 SOM 法。該平均失真率之計算詳述如下：

先以式(d)計算所有樣本與其對應的神經元之距離的總和：

$$d = \sum_{i=1}^n \sum_{r=1}^{4 \times 4} (x_{ir} - c_r)^2 \dots \dots \dots (d)$$

式(d)中，d 係為所有樣本與其對應的神經元之距離的總和 x_{ir} 係為第 i 個樣本第 r 個維度； c_r 係為該樣本所對應之神經元之位置。再如式(e)將該距離總和除以樣本數(式(e)中之分母)求得平均失真度，如式(e)所示。

$$\bar{D}(t+1) = \frac{\sum_{x \in X} d(x, \alpha(x))}{x_num} \dots (e)$$

再以式(f)計算平均失真率，便可判斷該平均失真率是否大於該門檻值，本實施例之門檻值係設定為 0.000001。

$$\Delta \bar{D} = \frac{\bar{D}(t) - \bar{D}(t+1)}{\bar{D}(t)} \dots (f)$$

如上述，本發明所採用之 SOM 法與習用 SOM 法之差異

在於，習知 SOM 法係以預設之迭代次數作為終止條件，因此即使訓練過程中已相當接近正確分佈，仍須達到預設之迭代次數後方可終止，無法針對分佈差異較大之樣本進行適當調整，將耗費過多時間進行多餘運算；而本發明係進行改良，以平均失真率作為終止條件之判斷依據，因此可針對各種不同樣本分佈進行差異化調整，可避免耗費不必要之時間成本。其中，為避免因門檻值設定過低而造成運算次數過高方可收斂，因此較佳另以運算次數達一預定次數作為終止條件之判斷依據之一，例如，將該預定次數設定為 500 次，即使該平均失真率尚未達門檻值，而訓練次數達 500 次，則終止該 SOM 法之訓練。至此，便完成該第一層神經元訓練步驟 S3。

請參照第 2 及 8 圖所示，本發明較佳實施例之分群步驟 S4 係將該些原始向量 11 分群至最接近之第一層神經元 13，以獲得數個群集 2。更詳言之，將各個原始向量 11 分別與所有第一層神經元 13 進行歐幾里得距離運算，並將原始向量 11 分群至距離最近之第一層神經元 13。舉例而言，延續上述例子，該第一層神經元 13 之數量係為 128 個，因此便可將該些原始向量 11 分為 128 個群集 2。

請參照第 2 及 9 圖所示，本發明較佳實施例之第二層神經元分配步驟 S5 係根據各群集 2 之原始向量 11 的失真度比例分配各群集 2 中第二層神經元 16 之數量，並根據分配結果於各群集 2 中選擇數個原始向量 11 作為該第二層神經元 16。更詳言之，延續上述例子，本發明之編碼簿大小若設定為 1024，而該第一層神經元 13 之數量為 128，則各

群集 2 中第二層神經元 16 之數量應配置為 8，方可達到該編碼簿之大小。然而，各個群集 2 中之原始向量 11 並不相同，原始向量 11 較多之群集 2 應該配置較多的第二層神經元 16 並進行訓練，方可較為準確的表達該區域原始向量 11 之分佈。因此，本實施例中該第二層神經元 16 之分佈係依據各群集 2 之失真度比例進行配置，其主要係先透過式(d)將各群集 2 中各個樣本（原始向量 11）與群中心的距離總和，再透過式(g)求出每一群集 2 內應配置的第二層神經元 16 的數量，若求得知 N_g 值為 0，則將其設定為 1。式(g)如下所示：

$$N_g = \left[\frac{d_g}{\sum d_g} \times \text{codebook_size} \right] \dots (g)$$

式(g)中的 g 係指第 g 群，且符號[]係為四捨五入。如此，便可於具有較大距離總和值的群集 2 內配置較多之第二層神經元 16，以符合樣本之真實分佈。

請再參照第 2 及 9 圖所示，本發明較佳實施例之第二層神經元訓練步驟 S6 係以各群集 2 之原始向量 11 做為樣本，並分別對各群集 2 內之第二層神經元 16 以自組織映射圖（SOM）演算法進行訓練，以獲得數個最終神經元，並將該些最終神經元所分別對應之向量共同儲存於一編碼簿內。更詳言之，此步驟所使用之自組織映射圖（SOM）演算法係與該第一層神經元訓練步驟 S3 相同，同樣係以平均失真率作為終止條件之依據，因此於該些不等數量之第二層神經元 16 之訓練上更為適用，以避免數量較少之第二層神經元 16 花費過多之時間成本進行訓練。至此，該第二層

神經元 16 完成訓練便為該最終神經元，延續上述例子，共有 1024 個最終神經元，再將該 1024 個最終神經元所對應之向量儲存於一編碼簿內，便可完成本發明之編碼簿產生方法。

透過本發明上述步驟所獲得之編碼簿內的向量可轉換為數個代表區塊，且各個代表區塊皆有一對應之編碼。如此，該原始輸入影像中之原始區塊便可分別與該些代表區塊進行比較，以最接近的代表區塊之編碼代表該原始區塊做為索引，便可以該容量較小的編碼簿代表該原始輸入影像，而達到壓縮之目的。

相反地，在進行解壓縮時，透過解碼演算法將該編碼簿並透過索引還原出數個還原區塊，最後再將這些還原區塊組合成一還原影像(reconstructed image)，即完成解壓縮之步驟。

請參照表一所示，為驗證本發明之壓縮品質及壓縮時間，另對 6 組影像圖片進行測試，該 6 組影像圖片分別為 Lena、Airplane、Boat、Peppers、Ann 及 Sweets，並執行 30 次的獨立運算來取得平均測試結果。該 6 組影像圖片以 4×4 的區塊大小來進行前置切塊。其中，由於習用 HSOM 法無法處理不可開平方得整數之編碼簿大小，因此有些測試表格中的欄位並無測試資料(N/A, Not Available)。而 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)為一常用來評比壓縮品質之公式，PSNR 越高代表壓縮品質越好，如式(h)所示：

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \dots (h)$$

式(h)中之 MSE 如式(a)所示。

其中，表一中之 LISA 係指以本發明所產生之編碼簿進行壓縮之方法。由表一之結果可得知，本發明 (LISA) 之編碼簿產生方法不論於壓縮品質 (PSNR) 及運算時間 (timecost) 上皆較習用 LBG、1D-SOM 及 HSOM 法佳。

表一、本發明 (LISA) 與習用 LBG、SOM 及 HSOM 法之測試結果比較表：

Image	Codebook Size	PSNR (in dB)				Time Cost (in second)			
		LISA	LBG	1D-SOM	HSOM	LISA	LBG	1D-SOM	HSOM
Lena	128	29.579	29.569	29.686	N/A	9.642	8.394	142.09	N/A
	256	30.671	30.468	30.589	30.636	12.085	16.693	283.42	56.080
	512	31.816	31.272	31.477	N/A	13.643	28.215	563.08	N/A
	1024	33.235	32.106	32.436	32.973	17.082	45.065	1118.3	113.79
Airplane	128	29.239	28.839	29.320	N/A	8.103	12.891	142.38	N/A
	256	30.284	29.615	30.211	30.224	10.476	20.234	281.88	56.336
	512	31.343	30.458	31.133	N/A	11.855	27.254	561.63	N/A
	1024	32.563	31.452	32.166	32.472	15.916	38.515	1124.9	114.91
Boat	128	29.157	29.132	29.345	N/A	8.556	14.178	141.94	N/A
	256	30.206	29.935	30.247	30.166	10.577	21.082	282.02	55.771
	512	31.304	30.754	31.222	N/A	12.400	30.458	562.50	N/A
	1024	32.518	31.643	32.284	32.455	16.456	42.124	1116.4	114.08
Peppers	128	29.701	29.674	29.787	N/A	9.489	9.019	142.58	N/A
	256	30.660	30.488	30.607	30.627	11.762	16.013	283.02	55.847
	512	31.620	31.223	31.396	N/A	13.708	26.168	564.28	N/A
	1024	32.672	31.985	32.308	32.573	17.975	38.181	1117.1	114.17
Ann	128	28.172	28.213	28.332	N/A	8.957	7.858	140.67	N/A
	256	29.249	29.183	29.339	29.254	11.423	14.782	284.75	55.674
	512	30.345	30.120	30.279	N/A	12.904	23.101	562.92	N/A
	1024	31.535	31.107	31.384	31.526	16.600	35.407	1115.9	113.84
Sweets	128	29.684	29.630	29.834	N/A	9.046	7.198	141.28	N/A
	256	30.847	30.641	30.853	30.822	11.263	12.171	281.53	56.072
	512	32.088	31.625	31.888	N/A	12.911	23.140	559.14	N/A
	1024	33.514	32.645	32.933	33.341	16.325	36.743	1117.6	114.29

本發明係提供一種編碼簿產生方法，其係透過該初步分割步驟 S2 獲得該數個形心點 12，以該些數量較少之形心點 12 對該第一層神經元 13 進行訓練，可降低訓練時間。

本發明係提供一種編碼簿產生方法，其係透過不對稱之方式進行第一層神經元 13 及第二層神經元 16 數量之設定，且該第一層神經元 13 之數量係大於各群集 2 中第二層神經元 16 之數量，以避免落入區域解。

本發明係提供一種編碼簿產生方法，其係以平均失真率作為自組織映射圖 (SOM) 演算法之終止條件判斷依據，可依據不同樣本分佈之群組而差異化地進行訓練，可避免花費不必要的時間成本進行訓練。

雖然本發明已利用上述較佳實施例揭示，然其並非用以限定本發明，任何熟習此技藝者在不脫離本發明之精神和範圍之內，相對上述實施例進行各種更動與修改仍屬本發明所保護之技術範疇，因此本發明之保護範圍當視後附之申請專利範圍所界定者為準。

【圖式簡單說明】

第 1 圖：習用編碼演算法之示意圖。

第 2 圖：本發明之編碼簿產生方法的流程圖。

第 3 圖：本發明之編碼簿產生方法的原始向量分佈示意圖。

第 4 圖：本發明之編碼簿產生方法的初步分割步驟之示意圖。

第 5 圖：本發明完成初步分割步驟的局部放大示意圖。

第 6 圖：本發明之編碼簿產生方法的第一層神經元訓練步驟之示意圖。

第 7 圖：本發明之編碼簿產生方法的第一層神經元訓練步驟進行 SOM 法之示意圖。

第 8 圖：本發明之編碼簿產生方法的分群步驟之示意圖。

第 9 圖：本發明之編碼簿產生方法的第二層神經元訓練步驟之示意圖。

【主要元件符號說明】

〔本發明〕

- | | |
|-----------|-----------|
| 11 原始向量 | 12 形心點 |
| 12' 形心點 | 13 第一層神經元 |
| 14 優勝神經元 | 15 鄰近神經元 |
| 16 第二層神經元 | |
| 2 群集 | |

七、申請專利範圍：

1、一種編碼簿產生方法，包含：

一切割轉換步驟，將一原始輸入影像分割成數個原始區塊，再將各該原始區塊轉換為原始向量；

一初步分割步驟，以分割式分群演算法對該數個原始向量進行分群，以獲得數個形心點；

一第一層神經元訓練步驟，係由該些形心點中選擇數個作為第一層神經元，並以所有的形心點作為樣本，透過自組織映射圖（SOM）演算法訓練該數個第一層神經元；

一分群步驟，將該些原始向量分群至最接近之第一層神經元，以獲得數個群集；

一第二層神經元分配步驟，係依失真度比例分配各群集中第二層神經元之數量，並根據分配結果於各群集中選擇數個原始向量作為該第二層神經元；及

一第二層神經元訓練步驟，係以各群集之原始向量做為樣本，並以自組織映射圖演算法分別對各群集內之第二層神經元進行訓練，以獲得數個最終神經元，並將該些最終神經元所分別對應之向量共同儲存於一編碼簿內；其中該第二層神經元分配步驟中，係以式(g) 根據失真度比例決定各群集所配置之第二層神經元數目；

$$N_g = \left[\frac{d_g}{\sum d_g} \times \text{codebook_size} \right] \dots (g)$$

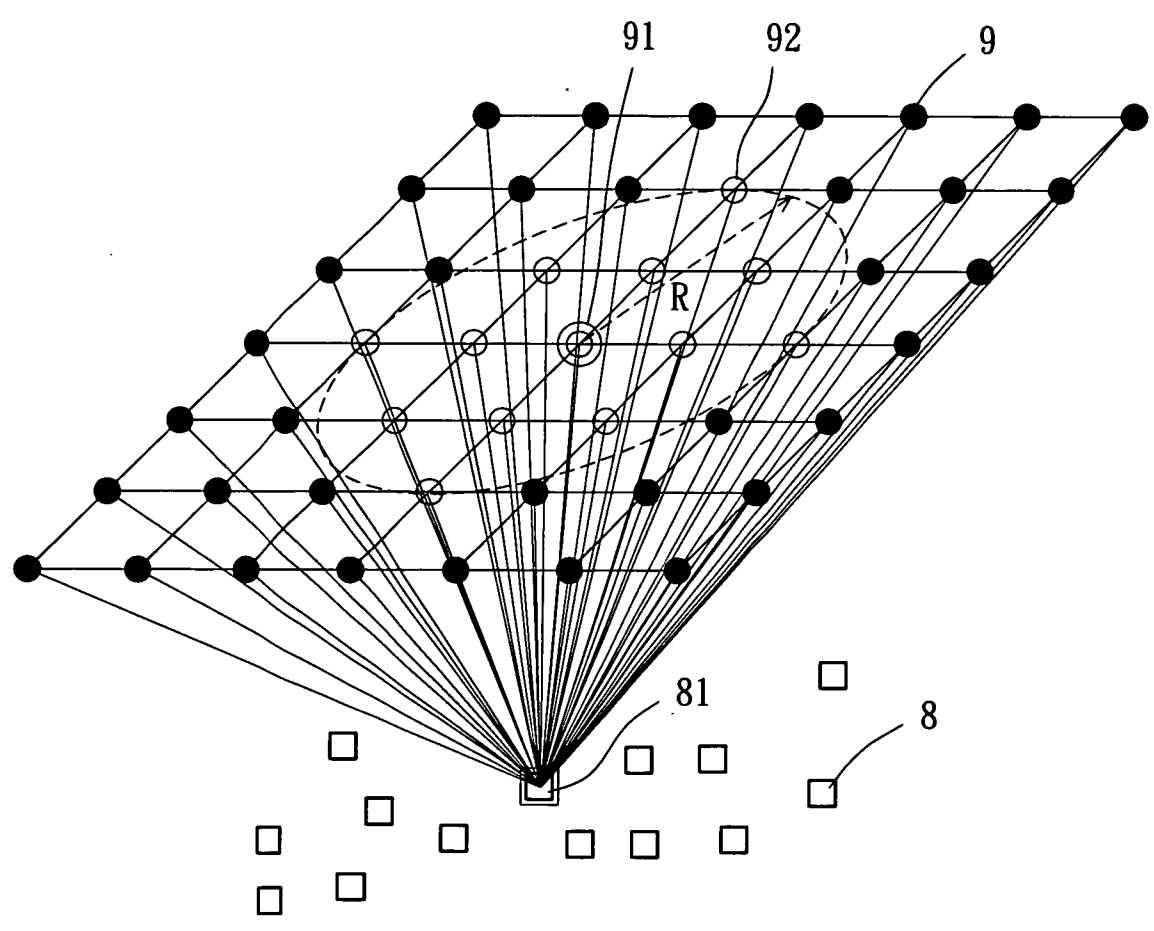
其中， d_g 係指第 g 個群集中各個原始向量與群中心的距離總和。

- 2、一種編碼簿產生方法，包含：
 - 一切割轉換步驟，將一原始輸入影像分割成數個原始區塊，再將各該原始區塊轉換為原始向量；
 - 一初步分割步驟，以分割式分群演算法對該數個原始向量進行分群，以獲得數個形心點；
 - 一第一層神經元訓練步驟，係由該些形心點中選擇數個作為第一層神經元，並以所有的形心點作為樣本，透過自組織映射圖（SOM）演算法訓練該數個第一層神經元；
 - 一分群步驟，將該些原始向量分群至最接近之第一層神經元，以獲得數個群集；
 - 一第二層神經元分配步驟，係依失真度比例分配各群集中第二層神經元之數量，並根據分配結果於各群集中選擇數個原始向量作為該第二層神經元；及
 - 一第二層神經元訓練步驟，係以各群集之原始向量做為樣本，並以自組織映射圖演算法分別對各群集內之第二層神經元進行訓練，以獲得數個最終神經元，並將該些最終神經元所分別對應之向量共同儲存於一編碼簿內；其中該第一層神經元之數量係大於各個群集中第二層神經元之數量。
- 3、依申請專利範圍第 1 或 2 項所述之編碼簿產生方法，其中第一層神經元訓練步驟及第二層神經元訓練步驟中之自組織映射圖演算法係以平均失真率是否低於一門檻值作為終止條件之判斷依據。
- 4、依申請專利範圍第 3 項所述之編碼簿產生方法，其中該

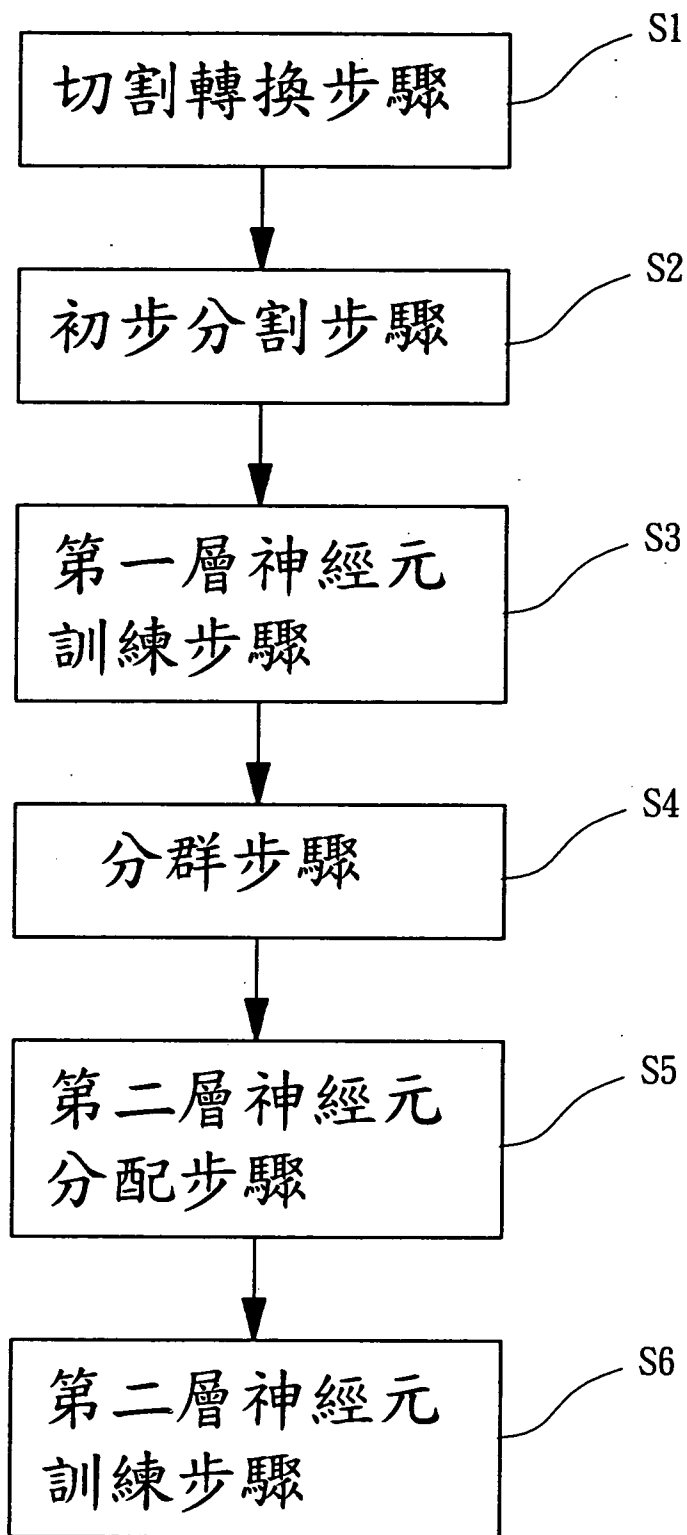
門檻值係為 0.0001。

- 5、依申請專利範圍第 1 或 2 項所述之編碼簿產生方法，其中該分割式分群演算法係為 LBG 演算法。

八、圖式：



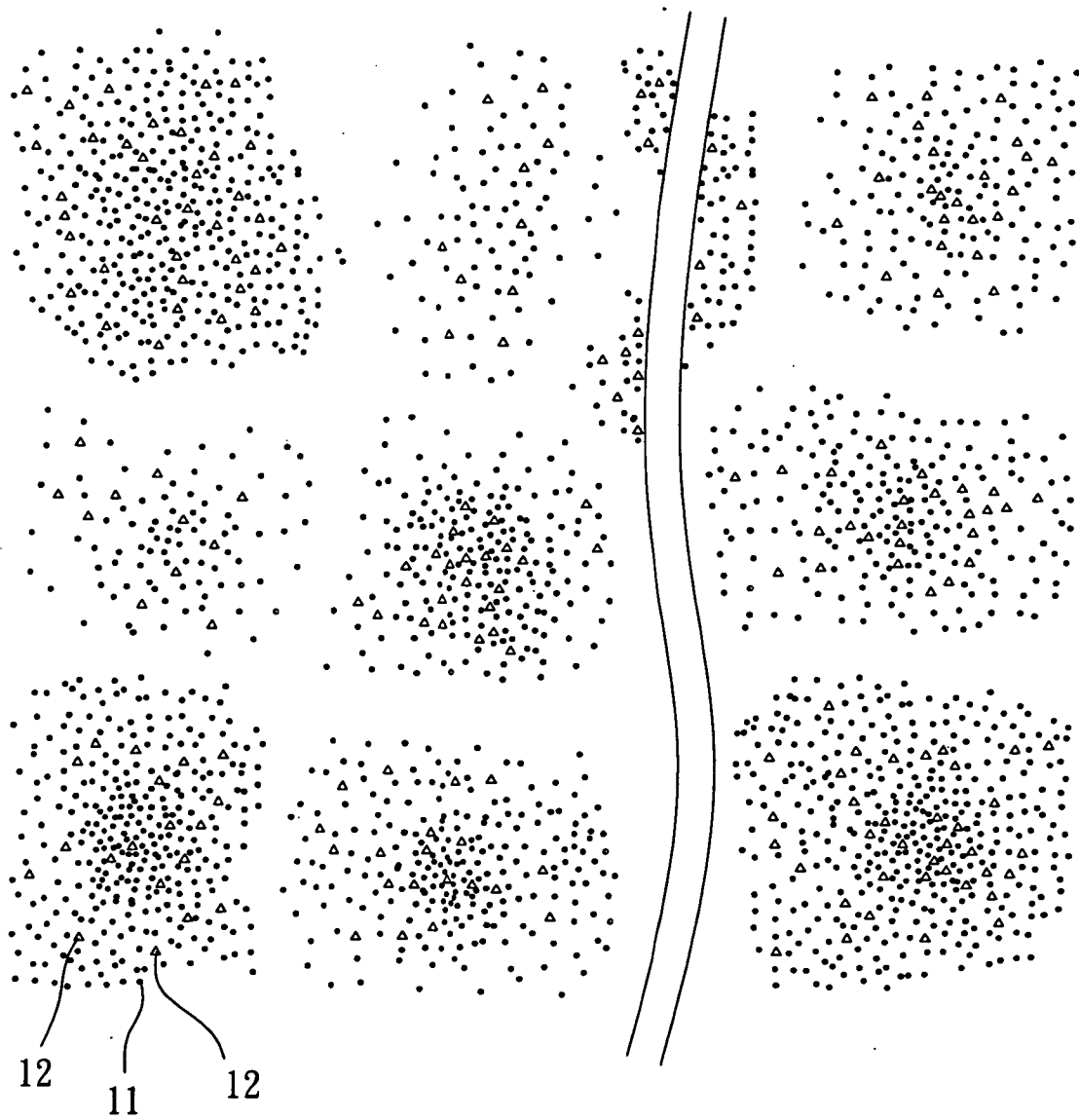
第 1 圖
習 用



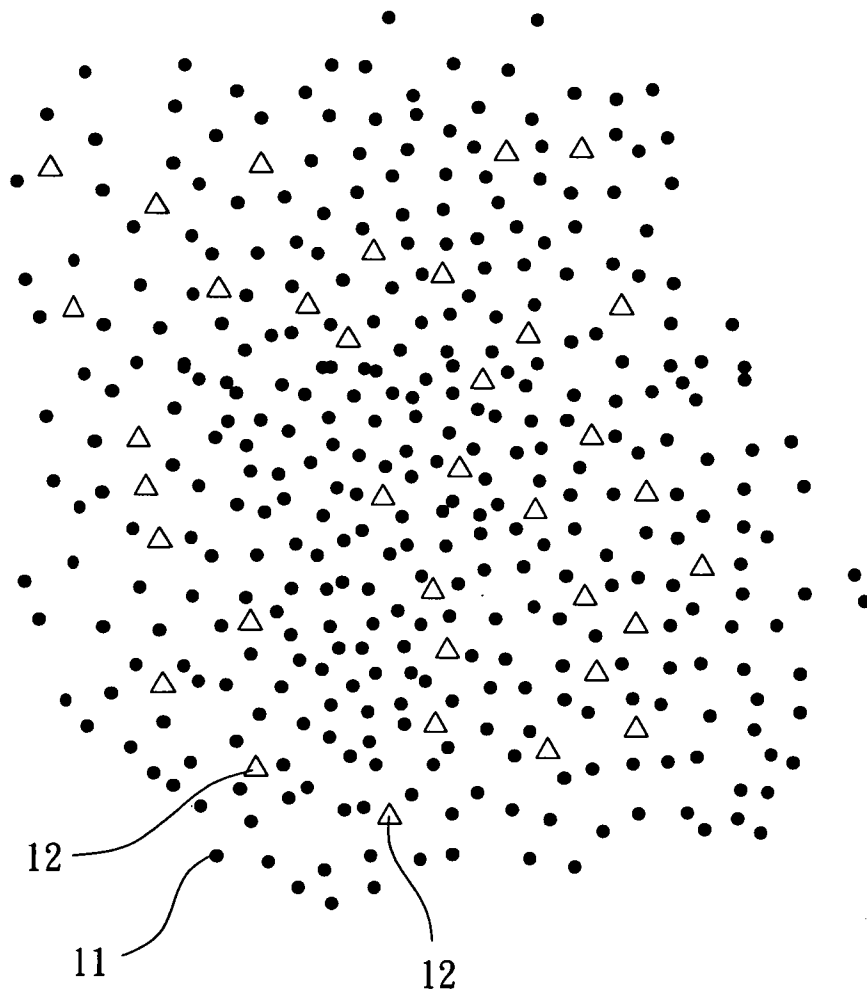
第 2 圖



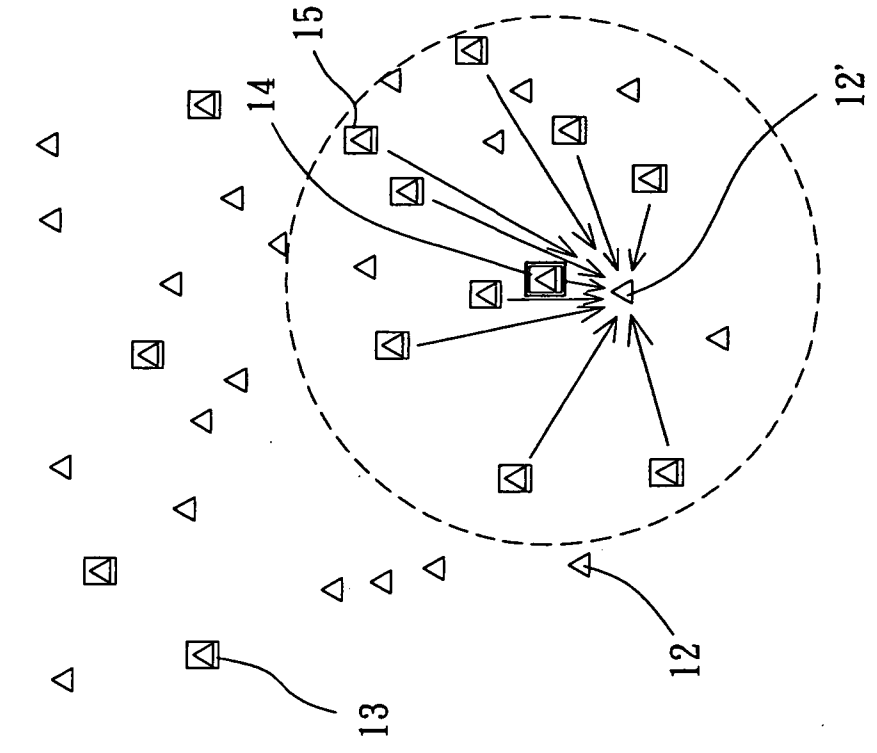
第 3 圖



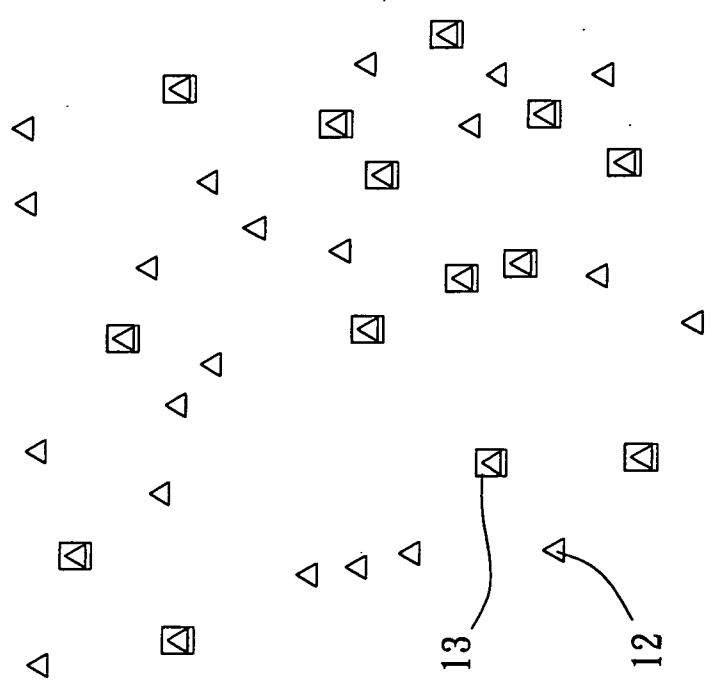
第 4 圖



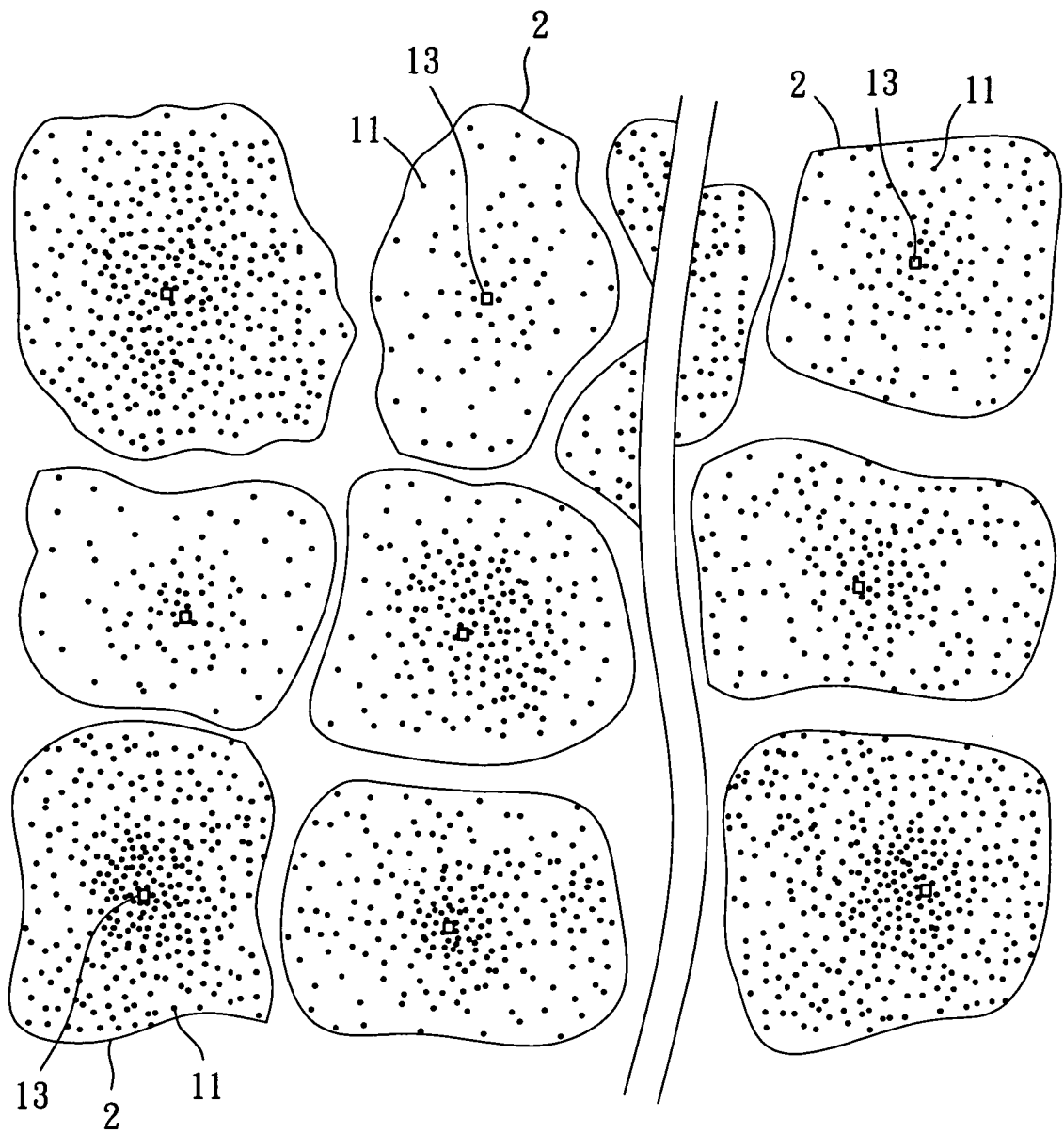
第 5 圖



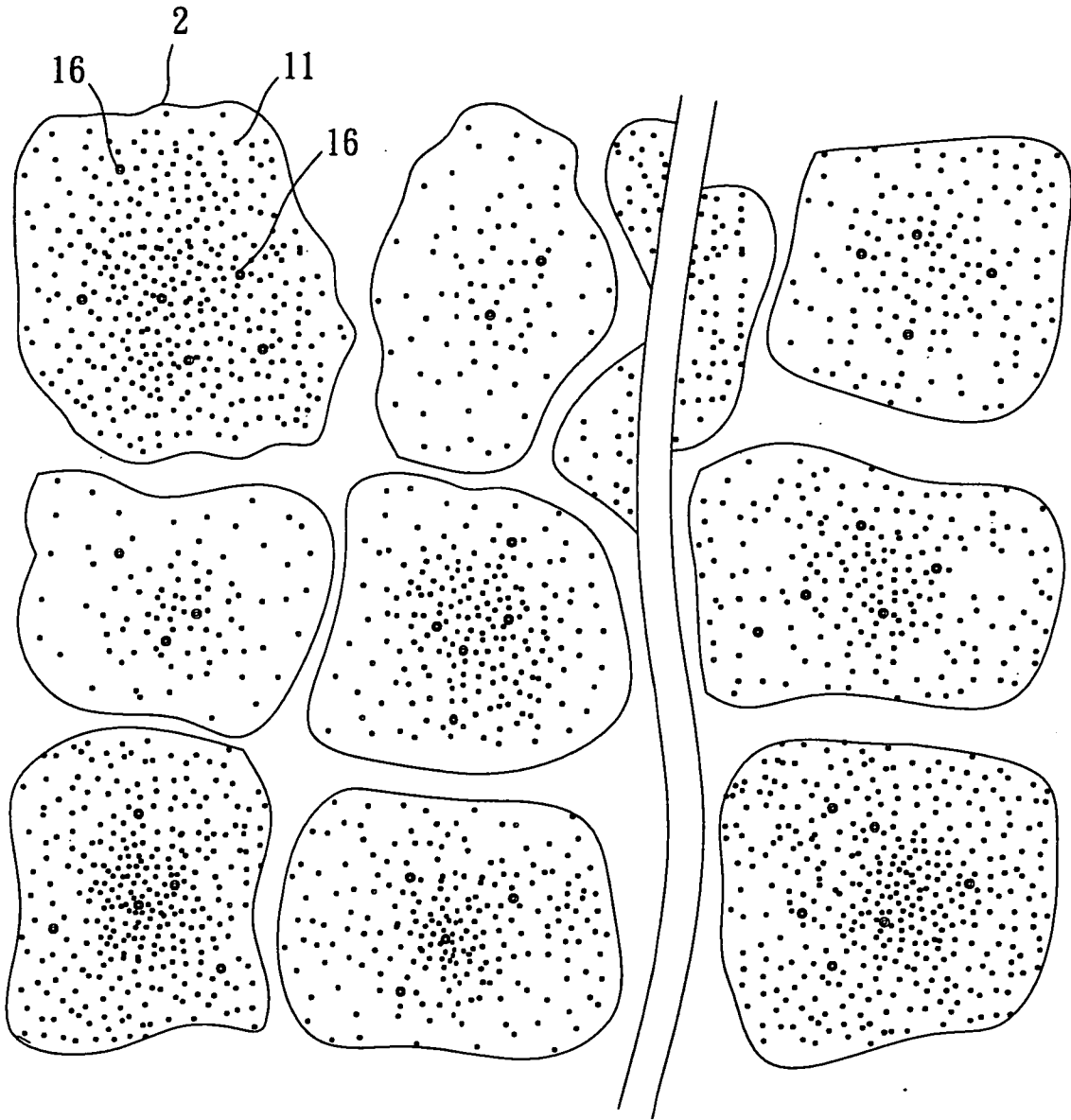
第 7 圖



第 6 圖



第 8 圖



第 9 圖