

197507

公告本

申請日期	81.2.28
案 號	811015P3
類 別	G06F 15/82

A4
C4

(以上各欄由本局填註)

發明專利說明書

發明專利說明書	
一、發明名稱	中文 執行鬆弛法的類神經網路
	英文
二、發明人	姓名 余孝先 蔡文祥
	籍貫 (國籍) 中華民國 中華民國
	住、居所 中華民國臺灣省新竹市園後街89巷3弄32號4樓 中華民國臺灣省新竹市明湖路648巷102弄38號
三、申請人	姓名 (名稱) 財團法人工業技術研究院
	籍貫 (國籍) 中華民國
	住、居所 (事務所) 中華民國臺灣省新竹縣竹東鎮中興路四段195號
	代表人 姓名 林垂宙

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁各欄)

裝 訂 線

四、中文發明摘要(發明之名稱：)

執行鬆弛法的類神經網路

根據本發明，一個類神經網路包含一個神經元(即處理單元)的陣列，各神經元間以神經髓(即加權傳輸線)相連接，本發明之類神經網路可執行機率式鬆弛法，本發明之類神經網路最適於各種影像處理，如二值化等等。

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁各欄)

英文發明摘要(發明之名稱：)

裝

訂

線

附註：本案已向 **美** 國(地區) 申請專利，申請日期：81.1.21 案號：

五、發明說明(I)

本發明領域

本發明係關於一可執行機率式鬆弛法(probabilistic relaxation process)的類神經網路。

本發明的背景

A. 鬆弛法：

鬆弛法是一種利用脈絡資訊(contextual information)以減少局部混淆而得整體一致性的技術。鬆弛法可成功地應用於一些影像處理工作上，諸如：景物歸類(scene labeling)，可參見下列文獻：(A. Rosenfeld, R.A. Hummel, and S.W. Zucker, "Scene Labeling by Relaxation Operations", IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics, SMC-6:420-433, June 1976; S.W. Zucker, E.V. Krishnamurthy, and R.L. Harr, "Relaxation Process for Scene Labelling: Convergence, Speed, and Stability, "IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics, SMC-8:41-48 January 1978); 形狀比對(shape matching)，可參見下列文獻：(B. Bhanu and O.D. Faugeras, "Shape Matching of 2-d Object Using a Hierarchical Stochastic Labeling Technique," In Proc. of Conf. on Pattern Recognition and Image Proc., pages 688-690, Las Vegas, NV, June 1982 and C.Wang, H. Sun, S.Yada, and A. Rosenfeld, "Some Experiments in Re-

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(2)

laxation Image Matching Using Corner Features," Pattern Recognition, 16:167-182, 1983);手寫文字辨識,可參見下列文獻:(H. Ogawa and K. Taniguchi, "On Machine Recognition of Hand-printed Chinese Characters by Feature Relaxation," Pattern Recognition, 21:1-7, 1988 and I. Sekita, K. Toraichi, R. Mori, K. Yamamoto, and H. Yamada, "Feature Extraction of Hand-written Japanese Characters by Spline Functions for Relaxation," Pattern Recognition, 21:9-17, 1988);以及細線化,其可參見下列文獻:(Shiaw-Shian Yu and Wen-Hsiang Tsai, "A New Thinning Algorithm for Gray-Scale Images by the Relaxation Technique," Pattern Recognition, 23(10):1067-1076, 1990)。

鬆弛法可分為三類:離散式(discrete)鬆弛法,乏晰式(fuzzy)鬆弛法、以及機率式鬆弛法。本發明的研究主題即在於機率式鬆弛法,有關機率式鬆弛法的詳細說明,可參見如下之文獻:(Azriel Rosenfeld and Avinash C. Kak, "Digital Picture Processing," Second Edition Volumn 2, Academic Press, 1982 pp 152-187),下文則將簡要說明機率式鬆弛法,以便於瞭解本發明之要旨。

設有 n 個物體 A_1, A_2, \dots, A_n ,欲將其各別歸類為 m 個類別 C_1, C_2, \dots, C_m 之一,舉例而言,在影像處理領域中,物體即可為影像元素(pixel),而類別則為各種灰度(Gray Scale);若這些物體的歸類彼此相關,亦即,對於任一對

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(3)

歸類事件 $A_i \in C_j$, 及 $A_h \in C_k$, 存在一個可量化的值, 代表這兩個歸類事件的匹配程度(Compatibility), 此值可記為 $c(i, j; h, k)$ 。可定 $c(i, j; h, k)$ 為正值時, 表示 $A_i \in C_j$ 與 $A_h \in C_k$ 兩者相匹配的程度; 而 $c(i, j; h, k)$ 為負值則表示兩者不匹配的程度; 而當 $c(i, j; h, k)$ 為零時, 則表示兩者不相干(don't care)。更進一步, 可設 c 值落在一個固定的區間, 如 $[-1, 1]$ 。需注意的是, c 值並不須為對稱(symmetric), 也就是說 $c(i, j; h, k)$ 不一定等於 $c(h, k; i, j)$ 。

令 $P_{i j}^{(0)}$ 為 $A_i \in C_j$, $1 \leq i \leq n$, $1 \leq j \leq m$ 之機率的初始估計值(initial estimate), 則對任意 i 值, $0 \leq$

$$P_{i j}^{(0)} \leq 1 \text{ 且 } \sum_{j=1}^m P_{i j}^{(0)} = 1。 \text{ 下文並描述以一循}$$

環式(iterative)方法利用初始估計值與匹配程度值運算而得一連續的 "機率估計值(probability estimates)"

$P_{i j}^{(r)}$, $r=1, 2, \dots$, 其中, 對任意 i 及 r 值, 機率估計值 $P_{i j}^{(r)}$ 仍然滿足下列條件: $0 \leq P_{i j}^{(r)} \leq 1$ 且

$$\sum_{j=1}^m P_{i j}^{(r)} = 1。$$

再考慮每一循環步驟中, 如何以其他的 P 值及 c 值調整 $P_{i j}$ 值, 以直觀做判斷, 設若 $P_{h k}$ 值大, 且 $c(i, j; h, k)$ 亦為正值, $P_{i j}$ 值應增加, 因其代表 $A_i \in C_j$ 與一個高機率的事件 $A_h \in C_k$ 相匹配; 同樣地, 若 $P_{h k}$ 之值大且 $c(i,$

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(4)

$j;h,k$)值為負，則 $P_{i,j}$ 值應降低；又另一方面，若 $P_{h,k}$ 之值小或 $c(i,j;h,k)$ 近於0，則 $P_{i,j}$ 不能做太多改變，即 $A_h \in C_k$ 的機率很小而不足以影響其他歸類事件的機率或說其與 $A_i \in C_j$ 不相干。以簡單而能兼具上列特性調整 $P_{i,j}$ 增量的方法是以 $c(i,j;h,k)$ 與 $P_{h,k}$ 的乘積值為參考。

而對任意 h 及 k 值，合併增量的方法即為做線性相加，對任一物體 A_h ，其增量為對所有可能之歸類 C_k 的和，也

$$\text{就是 } \sum_{k=1}^m c(i,j;h,k)P_{h,k} \quad (1)$$

若對一物 A_h 而言，歸類為 C_k 較高機率的類別與 $A_i \in C_j$ 事件之間互相匹配，則上式之和可得正值，若不匹配則可

能得負值，如果彼此無關，則(1)式之和近於零。由於

$$\sum_{k=1}^m P_{h,k} = 1, \text{ 此和仍在 } [-1, 1] \text{ 之範圍內，而對所有 } A_h \neq A_i$$

，計算其淨增量(net increment)的平均值之公式如下：

$$q_{i,j}^{(r)} = \frac{1}{n-1} \sum_{h=1, h \neq i}^n \left(\sum_{k=1}^m c(i,j;h,k)P_{h,k}^{(r)} \right) \dots (2)$$

此值依然在 $[-1, 1]$ 之範圍內。

由(2)式所得之增量 $q_{i,j}^{(r)}$ 值可用來計算 $P_{i,j}$ 的新估計值。這些新估計值同樣必須滿足不為負值且滿足

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(5)

$\sum_{j=1}^m P_{ij} = 1$ 的條件。為確保新的機率估計值 P_{ij} 不為負值

，一個簡單的辦法即是將 P_{ij} 乘上 $(1+q_{ij})$ 。由於 $q_{ij} \geq -1$ ， $P_{ij}(1+q_{ij})$ 必不為負值，而且當 q_{ij} 為負值， P_{ij} 會減小，當 q_{ij} 為正值， P_{ij} 可增加，再將此新的估計值經過一正規化(normalize)的過程，以使對任意 i 值，

$\sum_{j=1}^m P_{ij} = 1$ 。綜上所述，新的 P_{ij} 估計值之計算公式如下：

$$P_{ij}^{(r+1)} = \frac{P_{ij}^{(r)}(1+q_{ij}^{(r)})}{\sum_{j=1}^m P_{ij}^{(r)}(1+q_{ij}^{(r)})} \dots\dots\dots(3)$$

$$\text{其中 } q_{ij}^{(r)} = \frac{1}{n-1} \sum_{h=1, h \neq i}^n (\sum_{k=1}^m c(i,j;h,k)P_{hk}^{(r)}) \dots\dots(4)$$

若 $P_{ij}^{(r)}$ 值為0，將不會再變為非零；同樣地，若 $P_{ij}^{(r)}$ 值為1，也不會再變化。

鬆弛法的運算過程如下，首先決定機率 P_{ij} 的初始估計值，並決定其匹配程度值，在匹配程度值所包含之資訊充分之狀況下，系統依據(3)及(4)兩式運算，最後各個 P_{ij} 會成為1或0，即代表物體 A_i 是否歸類於 C_j 。

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(6)

再參考一個運用鬆弛法的範例，若以鬆弛法做影像二值化(image thresholding)，即是將各個影像點歸類為黑或白兩種類別，這是一簡單的範例，原因為：

- (1) 只有0與1兩種類別，分別表示背景與物體；
- (2) 鄰近點之間的匹配值十分相似，除非待處理的影像有特殊之偏離(bias)，否則匹配值與方向無關。

也就是說，對位於座標(x,y)的影像點 $A_{x,y}$ 只有兩個機率值 $P(x,y)_0$ 與 $P(x,y)_1$ ，且 $P(x,y)_1 = 1 - P(x,y)_0$ 。此外，對任一點 $A_{x,y}$ 與其8鄰點中任一點 $A(u,v)$ 之間存在四個匹配值 $c((x,y),0;(u,v),0)$ ， $c((x,y),0;(u,v),1)$ ， $c((x,y),1;(u,v),0)$ 與 $c((x,y),1;(u,v),1)$ 。在此例中所有其他的匹配值均假設為0。

在給各影像點設定其初始估計值時，可採用下文所述之方法(參見A.Rosenfeld and R.C. Smith, "Thresholding Using Relaxation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-3:508-606, 1981)，即令 $G_{x,y}$ 為影像點 $A_{x,y}$ 之灰度值， m 為平均灰度值，並令0與B分別代表物體與背景之灰度值，則可定義：

$$P(x,y)_1 = \frac{1}{2} + \frac{G_{x,y} - m}{2(B - m)}, \text{ 其中 } G_{x,y} > m \quad (5)$$

$$P(x,y)_0 = \frac{1}{2} + \frac{m - G_{x,y}}{2(m - 0)}, \text{ 其中 } G_{x,y} \leq m \quad (6)$$

五、發明說明(7)

S. Peleg等人曾在下文中提出一種通用的定義匹配值之方法，見於"Determining compatibility coefficients for curve enhancement relaxation processes", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, SMC-8:548-555 July 1978.

一旦初始估計值 $P(x, y)_1$ 與 $P(x, y)_0$ 決定，且含充份資訊之匹配程度值也決定之後，即可依據(3)與(4)式重新循環計算各個機率值，直到各個機率均達到0或1為止，也就決定了其所對應的影像點其灰度值為背景灰度值B或物體灰度值0。

B. 類神經網路

每個類神經網路都含有一些處理單元，稱為神經元(neuron)，彼此之間以加權連結路徑(weighted connection path)相連接，即稱為神經髓(synapse)，通常處理單元間會結合成層(layer)或群(group)。赫氏類神經網路(Hopfield network)即是一種單層的類神經網路(參見J.J Hopfield, "Neurons with Graded Response Have Collective Computational Properties Like Those of Two-stated Neurons," Proc of the National Academy of Science, USA, 81:3088-3092, 1984與J.J Hopfield and D.W.Tank, "Neural Computation of Decisions in Optimization Problems," Biological Cybernetics, 52:141-152, July 1985)。

五、發明說明(8)

赫氏網路中含有回饋路徑，可將神經元輸出回饋(feedback)至神經元輸入。這表示輸入一個新輸入值後所計算出來的輸出會回饋至輸入部份，再重新計算其輸出，上述過程會一再重覆，各個循環間輸出值的變化量逐漸變小，直到所有輸出成為常數且網路達成穩定狀態(stable)。

簡言之，類神經網路是一具有大量平行計算能力的計算網路(comput-ational network)。

各神經元之間的加權連結路徑之連結權重可視為構成一個矩陣 T ；矩陣元素 T_{ij} 就是第 j 個神經元之輸出與第 i 個神經元之輸入間的連結權重。若對所有 i 值 $T_{ij} = T_{ji}$ 且 $T_{ii} = 0$ ，則此網路可達到穩定狀態。

考慮一個具有對稱性(symmetric)矩陣的赫氏網路，第 j 個神經元的輸入有兩個來源：一為外部輸入(external input)，其餘則為由其他神經元所傳來的值，神經元 i 的總輸入可定為 u_i ，

$$u_i = \sum_{j \neq i} T_{ij} V_j + I_i \quad (7)$$

在此， V_j 表示第 j 個神經元的輸出； T_{ij} 是神經元 i 與 j 之間的連結權重，而 I_i 則表示外部輸入到神經元 i 的偏壓(bias)值。

一般而言，神經元的輸入與輸出之間的轉換函數(transfer function)是非線性的。例如，輸出值 V_i 可依下列規則變動：

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(9)

$$\left. \begin{aligned} V_i \rightarrow 0 \text{ 若 } \sum_{j \neq i} T_{ij} V_j + I_i < \theta_i ; \text{ 或} \\ V_i \rightarrow 1 \text{ 若 } \sum_{j \neq i} T_{ij} V_j + I_i \geq \theta_i \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

在此， θ_i 是第*i*個神經元的臨界值(threshold value)，通常可設為0。

用來描述此網路狀態的值稱為能量(energy)，定義如下：

$$E = - \frac{1}{2} \sum_i \sum_{j \neq i} T_{ij} V_i V_j - \sum_i V_i I_i \quad (9)$$

由於神經元的狀態 ΔV_i 改變導致E的變化量記為 ΔE ，可以下式表示：

$$\Delta E = - \left[\sum_{j \neq i} T_{ij} V_j + I_i \right] \Delta V_i \quad (10)$$

依據方程式(9)，只有當 $\sum_{j \neq i} T_{ij} V_j + I_i$ 為正值時， ΔV_i 才能為正值；而且只有當 $\sum_{j \neq i} T_{ij} V_j + I_i$ 為負值時， ΔV_i 才為負值。由方程式(10)可知，依據方程式(8)對E所做的任何改變都是負值，又，E值為有界(bounded)，故此演算法必會導致網路的穩定狀態。

在某些赫氏網路中，神經元的輸出入值之間的關係並

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(10)

非依據方程式(8)。這些網路為梯度響應(graded response)，而其輸入輸出之間的關係是一弧狀單調活化函數(sigmoid monotonic activation function)。

這時，一個神經元的變動方程式(equation of motion)如下：

$$\frac{du_i}{dt} = -\frac{u_i}{\tau_i} + \sum_{j \neq i} T_{ij} V_j + I_i$$

$$V_j = g_j(u_j), \quad V_j \quad (1)$$

此函數 $g_j(u_j)$ 是神經元 j 的活化函數，而 τ_i 是一個時間函數。當此系統動作時，其能量值將逐漸減小，直到達到一個最小值為止。

舉例而言，函數 $V_j = g(u_j)$ 可以為

$$V_j = g(u_j) = \frac{1}{2} (1 + \tanh(\lambda u_j)) \quad (2)$$

當入值很大， $g(u_j)$ 就與方程式(8)中的做法近似。

這種有梯度響應的赫氏網路的主要優點是其可以簡單的電子電路製做，其可參見J.Hutchinson et al, "Computing Motion Using Analog and Binary Resistive Networks", Computer pp 52~63 March, 1988。

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(II)

C. 本發明的目的

本發明的目的在於提供一個類神經網路，如赫氏網路，而可執行機率式鬆弛法。

本發明的簡述說明

本發明為一可執行機率式鬆弛法之類神經網路，此一創新的網路包含許多互相連結的處理單元，每一單元產生一輸出訊號，此訊號表示某一物體歸屬於某一類別的機率，處理單元之間以加權連結路徑相互連結，使各個處理單元能收到隨時間而變的輸入，此輸入包含其他處理單元輸出信號加權值的和以及一外部訊號，兩個處理單元之間的連結權重是依據兩單元所代表的兩個物體歸類事件的匹配值而定，各個處理單元均有一轉換函數，使其輸出為輸入的單調非線性函數。

本新發明的網路的動作如下：起初將各處理單元的輸出設為一估計值，此初始估計值表示某特定物體應歸於某個類別的機率，由於各處理單元之間相互連結，各個輸出值將會隨時間變化，直到最終狀態，最終狀態表示一物是否歸屬於某一類。

利用本發明的類神經網路可用大量平行計算能力以完成機率式鬆弛法。

本發明的網路特別適於影像處理，例如將影像元素(即視為物體)歸類為某一灰度值(即視為類別)。

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(12)

本發明的圖示說明

圖一為依據本發明設計的類神經網路的部分架構圖；
圖二為如圖一中類神經網路中的每一處理單元之轉換函數的特性圖；
圖三則詳示如圖一之類神經網路中的一處理單元的輸入。

本發明的詳細說明

圖一為根據本發明所繪之類神經網路(10)的部份，本類神經網路可執行機率式鬆弛法，圖一顯示出類神經網路(10)中的三個處理單元的連結圖，各個單元(1)、(2)、(3)中各含一個放大器(amplifier)(12-1)、(12-2)、(12-3)，分別各具一非線性之轉換函數 $g_1(u_1)$ 、 $g_2(u_2)$ 、 $g_3(u_3)$ ，其中訊號 u_1 、 u_2 、 u_3 分別為各放大器(12-1)、(12-2)、(12-3)的輸入訊號，而 $g_1(u_1)$ 、 $g_2(u_2)$ 、 $g_3(u_3)$ 則為如前文所提及的，分別為單元(1)、(2)、(3)的活化函數，也就是說，各放大器(12-1)、(12-2)、(12-3)分別產生輸出 $V_1 = g_1(u_1)$ 、 $V_2 = g_2(u_2)$ 、 $V_3 = g_3(u_3)$ 。

函數 $V_j = g_j(u_j)$ 的輸入輸出圖見於圖二，如圖二所示，當 u_j 是很大的負值時， $g_j(u_j)$ 趨近於零，而當 u_j 是很大的正值時 $g_j(u_j)$ 則趨近於1，由此可知，任一單元的輸出值 V_j 必為非負值。

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(13)

放大器(12-1)、(12-2)、(12-3)各具一輸入電阻 ρ_1 、 ρ_2 、 ρ_3 ，接至一參考接地(reference ground)，以及一輸入電容 C_1 、 C_2 、 C_3 。

連結矩陣 T 中的元素 T_{ij} 可以是正值或負值，為使各 T_{ij} 都能提供正值或負值，各個處理單元(1)、(2)、(3)都具一正輸出，即放大器(12-1)、(12-2)、(12-3)的輸出；另有一個負輸出亦即反相放大器(inverting amplifier)(14-1)、(14-2)、(14-3)的輸出，這些反相放大器的輸出分別為 $-V_1 = -g_1(u_1)$ 、 $-V_2 = -g_2(u_2)$ 、 $-V_3 = -g_3(u_3)$ ，每個處理單元的正(非負)輸出值均介於0與1之間；而負輸出則介於0與-1之間。

兩個處理單元之間的加權連結路徑可以矩陣元素 T_{ij} 定義， $C_i T_{ij}$ 即為連結單元 i 的輸入端與單元 j 的一輸出端(正輸出或負輸出)之間的電導係數(conductance)。

每個連結的權重 T_{ij} 是由電阻 R_{ij} 決定， $R_{ij} = 1 / C_i |T_{ij}|$ ，若 T_{ij} 是正值，此電阻接單元 j 的非負輸出端；若 T_{ij} 為負值，電阻接單元 j 的負輸出端。對任一單元 i ，其輸入淨電流(輸入電壓為 μ_i)為所有流經其輸入端至其他單元間一組電阻的電流之總和，此外，各單元 i 尚有一外部供應的電流 J_i 。因此，在圖一中，處理單元(1)、(2)、(3)的外接電流分別為 J_1 、 J_2 、 J_3 。

電阻 R_{ij} 是由如圖一中類神經網路(10)的一個電阻網路(20)所構成，圖一所示的「黑點」代表一個電阻，例如，電阻 R_{12} 將單元(2)的負輸出接到單元(1)的輸入，相似地， R_{32} 將單元(2)的非負輸出連接至單元(3)。

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(14)

圖三即為圖一中處理單元(i)的放大器(12-i)的輸入詳細圖，在點100處應用電流守恆原理即可導出此放大器的變動方程式，電壓 u_i 是放大器(12-i)的輸入電壓，因其有極高的輸入阻抗(impedance)，點100流出的電流即為流經輸入

$$du_i$$

電阻 ρ_i 的電流 u_i / ρ_i 及流經電容 C_i 的電流 $C_i \frac{du_i}{dt}$ ；流入

點100的電流包含外部輸入電流 J_i 以及由其他神經元經電阻 R_{ij} 送來的電流 $(V_j - u_i) / R_{ij}$ 。令流入及流出點100的電流相等，即可導出一變動方程式。

由上文知，圖一中類神經網路(10)的時變可由下列變動方程式表示：

$$C_i \left(\frac{du_i}{dt} \right) = \sum_j \left(\frac{V_j}{R_{ij}} - \frac{u_i}{R_i} \right) + J_i \quad (13)$$

其中， R_i 為 ρ_i 及 R_{ij} 的並聯組合，即：

$$1/R_i = 1/\rho_i + \sum_j 1/R_{ij} \quad (14)$$

方程式(13)可改寫成：

$$\frac{du_i}{dt} = \sum_j T_{ij} V_j - \frac{u_i}{\tau_i} + I_i \quad (15)$$

其中， $\tau_i = C_i R_i$ 且 $I_i = J_i / C_i$

為便於製做，所有處理單元的 C_i 值均設為相同， ρ_i 值也設定相同，且所有單元的非線性轉換函數均定為方程式(2)，其中方程式(2)中的參數 λ 可設為100，此外，放大器

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(15)

12與14的時間常數可忽略不計。

圖一以三個單元做說明，然則一般而言，類神經網路(10)含有大量的處理單元。

圖一中的類神經網路乃特別設計發明以執行機率式鬆弛法，機率式鬆弛法可視為一種可循環增加一優良函數(goodness function)的值的過程，機率式鬆弛法的一優良函數如下：

$$\sum_{i,j} P_{i,j} (\sum_{h,k} c(i,j;h,k) P_{h,k}) \quad (6)$$

令一具有梯度響應的赫氏網路，如圖一中網路(10)，各點都有一指標 i_j ，(此處 ij 代表單一指標)，而處理單元的輸出 $V_{i,j}$ 表示物體 A_i 屬於類別 C_j 的機率 $P_{i,j}$ 。

接著，定義類神經網路的能量函數為：

$$E = - \frac{A}{2} \sum_{i,j} V_{i,j} (\sum_{h,k} c(i,j;h,k) V_{h,k}) + \frac{B}{2} \sum_{i,j} (c \sum V_{i,j} - 1)^2 \quad (7)$$

方程式(7)中的第一項與方程式(6)僅常數值 $-A/2$ 不同；而至於方程式(7)中的第二項，在代表某一特定物體歸屬到不同可能類別的各神經單元之輸出總和為1時(也就是 \sum_j

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(16)

$P_{ij} = 1, \forall i$), 方程式(7)中的第二項成為最小值; A與B均為正數, 且為說明用, A與B可設為1。方程式(7)則可展開為:

$$E = - \frac{A}{2} \sum_i \sum_j \sum_h \sum_k c(i,j;h,k) V_{ij} V_{hk} + \frac{B}{2} \sum_i$$

$$((\sum_j V_{ij})^2 - 2(\sum_j V_{ij}) + 1)$$

$$= - \frac{A}{2} \sum_i \sum_j \sum_h \sum_k c(i,j;h,k) V_{ij} V_{hk} + \frac{B}{2} \sum_i$$

$$((\sum_j V_{ij})^2 - B \sum_{ij} V_{ij} + \frac{nB}{2}) \quad (8)$$

其中n是物體的數目(也就是, 方程式(8)中的i值可為1, 2, ..n)。比較方程式(8)與(9), 並略去常數項不計, 則可決定連結矩陣各個元素 $T_{(ij)(hk)}$ 的值。這些值是單元(hk)與單元(ij)之間的連結權重, 此外, 也可決定出單元ij的外部輸入 I_{ij} , 計算結果如下:

$$T_{(ij)(hk)} = Axc(i,j;h,k) - Bx \delta_{ih} \quad (9)$$

$$I_{ij} = B \quad (10)$$

其中, 當 $i=h$ 時, $\delta_{ih} = 1$; 當 $i \neq h$ 時 $\delta_{ih} = 0$, 方程式(9)中T的足碼(ij)與(hk)各為單一的指標

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(17)

為確保本發明網路可收斂，有時匹配係數須修改，更清楚地說，就是將匹配係數修改以使匹配係數矩陣為對稱，且其主對角線為0，修改方法列於方程式(21)及(22)中：

$$c((x,y),j;(u,v),k) \leftarrow 1/2 [c((x,y),j;(u,v),k) + C((u,v),k;(x,y),j)] \quad (21)$$

$$c((x,y),j;(x,y),j) \leftarrow 0 \quad (22)$$

當一赫氏網路的連結矩陣依據方程式(9)、(21)、(22)而得時，此網路可收斂至一最終狀態。

欲以所發明的網路執行一機率式鬆弛法，必須先給定 $T(i,j)$ 、 (h,k) 及 $I_{i,j}$ 的值，這些參數值可完全決定網路的特性，一旦 $T(i,j)$ 、 (h,k) 與 $I_{i,j}$ 的值決定之後，這一類神經網路的最終狀態將視其初始狀態而定，因此，必須設定單元 i,j 的輸出訊號 $V_{i,j}$ 之初始值，此初始值代表物體 i 應屬於類別 j 的機率初始值 $P_{i,j}^{(0)}$ ，為使各處理單元輸出其初始值，各單元的輸入電壓 $u_{i,j}$ 初始值應設為

$$u_{i,j} = g_{i,j}^{-1}(P_{i,j}^{(0)}) \quad (23)$$

此機率式鬆弛法是一決定性的循環過程(determinative iterative process)，因此，一旦設定初始輸出訊號，各單元的輸出訊號 $V_{i,j}$ 將可演進為一最終狀態，在匹配值含有充分資訊下， $V_{i,j}$ 可得0或1的最終狀態。

再舉例說明，本發明的網路可用以完成上文所提及之影像二值化(image thresholding)的過程，詳言之，此網路可將影像中各個影像點，依據影像灰度等資料，歸類為

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(18)

物體(object)類或背景(background)類，如上文之描述，這個例子較簡單，因為：

- (1) 本例中僅有1與0兩類，分別代表物體與背景；
- (2) 除非影像本身有方向上的偏差，否則鄰點間的匹配值應相同，而與方向無關。

因此，對各影像點 $A_{x,y}$ (即座標為 x,y)只有兩個機率值 $P(x,y)_0$ 與 $P(x,y)_1$ ，其中 $P(x,y)_1 = 1 - P(x,y)_0$ 。此外，對各影像點 $A_{x,y}$ 與其座標為 u,v 之8鄰點，只有四種匹配值，即 $c((x,y), 0;(u,v), 0)$ ， $c((x,y), 0;(u,v), 1)$ ， $c((x,y), 1;(u,v), 0)$ ，與 $c((x,y), 1;(u,v), 1)$ ，在此例中所有其他匹配值均假設為0。

如前文所指，指定一初始機率值給各影像點時，可用下述方法，並可參見A. Rosenfeld and R.C. Smith, "Thresholding Using Relaxation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, "PAMI-3: 508-606, 1981。令 $G_{x,y}$ 為點 $A_{x,y}$ 的灰度值， m 為平均灰度值，且令0與B為對應於物體與背景的灰度，則可定義

(0) (0)

$P(x,y)_1$ 與 $P(x,y)_0$ 如下：

$$\text{如 } G_{x,y} > m \quad P(x,y)_1 = \frac{1}{2} + \frac{G_{x,y} - m}{2(B - m)} \quad (5)$$

$$\text{如 } G_{x,y} \leq m \quad P(x,y)_0 = \frac{1}{2} + \frac{m - G_{x,y}}{2(m - 0)} \quad (6)$$

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(19)

S. Peleg et al, 曾經提出一種依據相鄰影像點之資料來計算匹配係數的方法(參見S. Peleg et al, "Determining Compatibility Coefficients for Carve Enhancement Relaxation Processes," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-8:548-555 July 1978)

根據本法一個影像實例所計算出來的匹配係數值列於表1。表1中，位於(j,k)列與(x,y);(u,v)行的元素是c((x,y),j;(u,v),k)。

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(26)

(j,k)	(x,y);(u,v)		
	(x,y);(x-1,y-1)	(x,y);(x-1,y)	(x,y);(x-1,y+1)
0;0	0.0034	0.0036	0.0033
0;1	-0.0280	-0.0313	-0.0278
1;0	-0.0346	-0.0348	-0.0343
1;1	0.0004	0.0021	0.0009

(j,k)	(x,y);(u,v)		
	(x,y);(x,y-1)	(x,y);(x,y)	(x,y);(x,y+1)
0;0	0.0037	0.0202	0.0038
0;1	-0.0315	-0.0612	-0.0315
1;0	-0.0347	-0.0612	-0.0346
1;1	0.0021	0.0199	0.0024

(j,k)	(x,y);(u,v)		
	(x,y);(x+1,y-1)	(x,y);(x+1,y)	(x,y);(x+1,y+1)
0;0	0.0035	0.0038	0.0037
0;1	-0.0278	-0.0313	-0.0280
1;0	-0.0342	-0.0346	-0.0343
1;1	0.0008	0.0024	0.0009

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

表

線

五、發明說明(2)

理論上而言，用S. Peleg的方法所產生的匹配係數應為對稱($c(i,j;h,k)=c(h,k;i,j)$)。但表1中之匹配係數則非對稱型，這是因為受到原始影像中位於邊緣的影像點之影響。因此表1中的係數依方程式(21)與(22)修改，並產生了表2中的新係數。

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(22)

(j,k)	(x,y);(u,v)		
	(x,y);(x-1,y-1)	(x,y);(x-1,y)	(x,y);(x-1,y+1)
0;0	0.0036	0.0037	0.0034
0;1	-0.0311	-0.0329	-0.0310
1;0	-0.0313	-0.0330	-0.0310
1;1	0.0007	0.0023	0.0009

(j,k)	(x,y);(u,v)		
	(x,y);(x,y-1)	(x,y);(x,y)	(x,y);(x,y+1)
0;0	0.0037	0.0000	0.0037
0;1	-0.0331	-0.0612	-0.0331
1;0	-0.0331	-0.0612	-0.0331
1;1	-0.0023	0.0000	0.0023

表二

(j,k)	(x,y);(u,v)		
	(x,y);(x+1,y-1)	(x,y);(x+1,y)	(x,y);(x+1,y+1)
0;0	0.0034	0.0037	0.0036
0;1	-0.0310	-0.0330	-0.0313
1;0	-0.0310	-0.0329	-0.0311
1;1	0.0009	0.0023	0.0007

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

五、發明說明(23)

一旦匹配係數與最初機率值依據上面所述的方法決定之後，此類神經網路會演進到一個最終狀態；也就是各個輸出變成0或1，表示各影像點已確認為背景點或物體點。

簡言之，本發明乃揭露一個能實施機率式鬆弛法的類神經網路，上文中本發明的具體實施例僅是為說明本發明的要旨之用，還有許多其他具體實施例可被熟悉本行技藝之人士更改而不離開下列申請專利範圍所揭露之精神與範圍。

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

六、申請專利範圍

1. 一種可執行機率式鬆弛法的類神經網路，包含：

一組相互連結的處理單元，每個單元產生一輸出訊號，該輸出訊號代表在一物體集合中某一特定物體歸類於一個類別集合中某一特定類別的隨時間而變的機率；

上述的處理單元彼此以加權連結路徑相互連接，使每個上述的處理單元收到一個隨時間而變的輸入訊號，該輸入訊號包含上述的一組相互連結的處理單元的輸出訊號加權值的和，以及一外部輸入訊號，連結上述的一組處理單元之中兩個的加權連結路徑的權重，則以該兩個處理單元所代表的歸類之匹配值而定；

每一上述的處理單元具一特徵轉移函數，使其輸出訊號為其輸入訊號的單調非線性函數；

其中，當每一上述的處理單元的輸出訊號被設定為一機率的初始估計值，該機率表示一物體集合中某一特定物體歸類於一類別集合中某一特定類別的隨時間變動的機率值，其隨時間變動乃因上述的處理單元輸入訊號亦隨時間而變，該機率值可成一個可指示一特定物體是否歸屬於一特定類別的最終狀態常數值。

2. 如申請專利範圍第1項中的類神經網路，其中所述之各處理單元的輸出訊號可表示影像中一影像元素屬於某一灰

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

六、申請專利範圍

度值的機率，而該各連結路徑的權重訊號表示某兩個影像元素應分別屬於某兩個灰度值之匹配值。

3. 如申請專利範圍第1項中的類神經網路，其中所述之各處理單元為一類比電路。
4. 如申請專利範圍第3項中的類神經網路，其中所述之各處理單元包含放大器裝置，用以產生一個正輸出訊號及一個負輸出訊號，其中該加權連結路徑包含一電阻傳導路徑。

5. 如申請專利範圍第1項中的類神經網路，其中所述之各處理單元*i*的輸入訊號*u_i*依下式變動：

$$\frac{du_i}{dt} = \sum_j T_{ij} V_j - u_i / \tau_i + I_i$$

其中 I_i 為一外部輸入訊號， T_{ij} 為連結單元 j 之輸出與單元 i 之輸入的加權連結路徑之權重，而 $g(u_i)$ 為一轉換函數，可將單元 i 的輸入訊號轉換為輸出訊號 V_i 。

6. 一個包含一組以加權連結路徑互相連結的處理單元的類神經網路中，其中各處理單元的輸入訊號包含一外部輸入信號以及一前述一組處理單元輸出訊號之加權值的和，其中，各處理單元之輸出訊號為一個物體集合中某一

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

六、申請專利範圍

特定物體歸類於一個類別集合中某一特定類別之機率，該輸出訊號為輸入訊號的非線性單調函數，其中，兩個單元間加權連結路徑之權重乃依該兩單元所對應之物體歸類於對應類別之間的匹配值而定，一個用以執行機率式鬆弛法的方法，包含：

(a) 設定該各處理單元的輸出訊號為一個隨時間變動的機率值的初始估計值，該機率值為一個物體集合中某一特定物體屬於一類別集合中某一特定類別的機率；

(b) 令上述的各處理單元之輸出訊號由上述單元間之加權連結路徑隨時間變化至一個最終狀態，以指示是否該處理單元代表的物體歸類於某一類別。

7. 如申請專利範圍第6項的方法，其中所述的設定該各處理單元的輸出訊號步驟包含設定各該處理單元之輸入訊號以使各該處理單元之輸出訊號得到該初始估計值。

8. 一個電子網路，包含：

電子裝置，其用以產生一組隨時間而變的輸出訊號，各個上述的輸出訊號初態代表一個機率的最初估計值，該機率表示一物體集合中一特定物體歸類於一類別集合中一特定類別的機率，該機率隨時間而變直至一最終態，該最終狀態表示該特定物體是否歸屬於該特定類別，

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

六、申請專利範圍

上述的電子裝置包含一組處理單元，每一個產生一個上述的輸出訊號，以及將各個該組處理單元之輸出訊號與一匹配係數相乘而形成各單元之輸入訊號之裝置，該匹配係數表示產生該輸出訊號的某一該處理單元與該輸出訊號輸入的另一該處理單元兩者歸類之匹配程度，

上述的各處理單元的輸入與輸出之間存在非線性轉換函數關係。

(請先閱讀背面之注意事項再填寫本頁)

裝

訂

線

197507

A8
B8
C8
D8

圖式

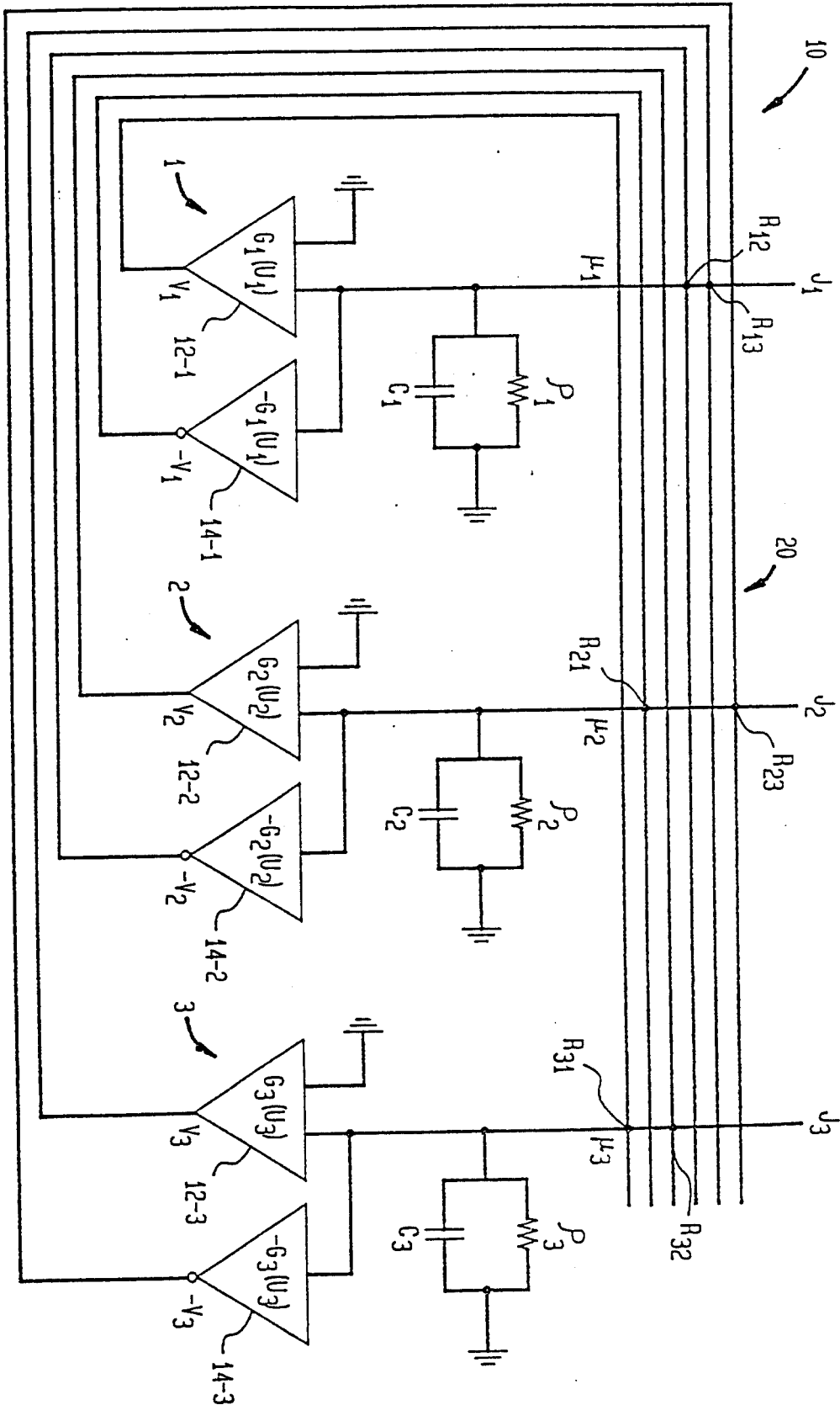


圖 1

(請先閱讀背面之注意事項再行繪製)

裝

訂

線

圖式

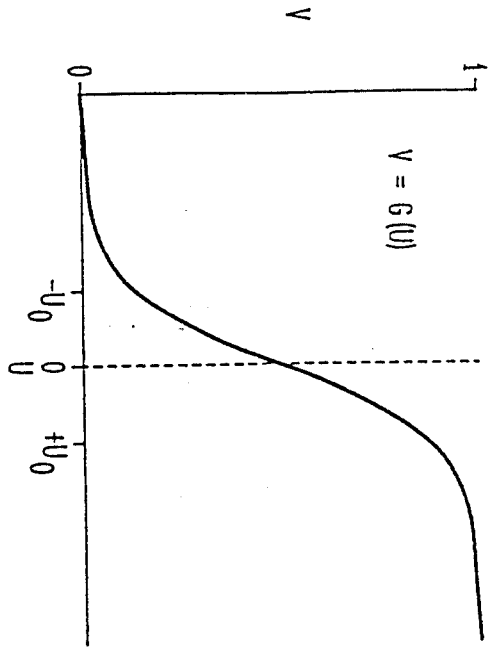


圖 2

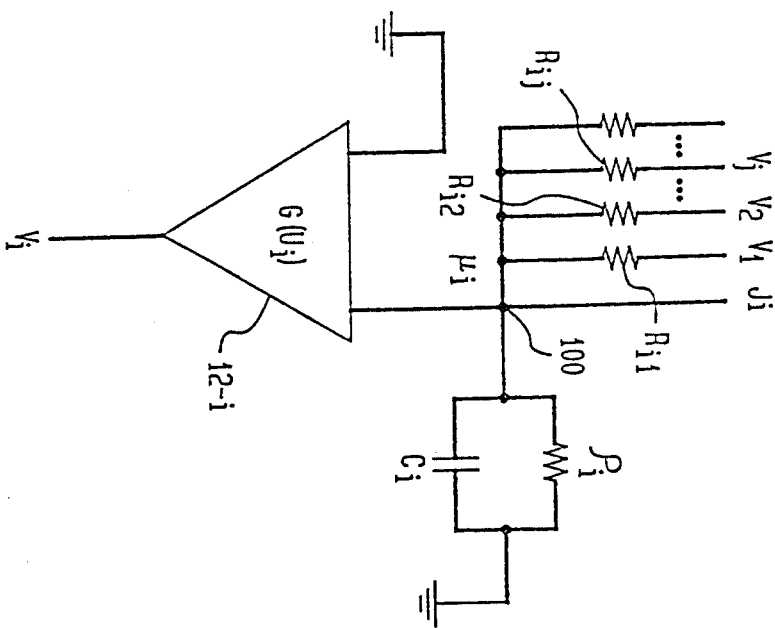


圖 3

(請先閱讀背面之注意事項再行繪製)

裝

訂

線