

使用類神經網路於適應色彩轉換的布匹花紋辨識

張鴻德

南台科技大學影像處理實驗室副教授
e-mail: hdchang@mail.stut.edu.tw

石修豪

南台科技大學影像處理實驗室研究生
e-mail: z000984@hotmail.com

摘要

紋理的辨識，在考慮色彩的情況下，例如像是：布匹的紋路、動植物的表面、重複性高的人工圖案；經由顏色的判斷可以簡單的區分大部分的類別。因此，紋理的顏色是一個重要的指標，也是一個重要的特徵，而不同色彩之間的變化形成了紋路。本論文提出使用混合式的輻狀基底函數類神經網路，建立的紋理辨識系統；該網路建立以相鄰像素點為基礎的色彩轉換規律，能夠適應旋轉、些許距離的影響，並且快速篩選掉不具有相同色彩轉換規律的紋理。擁有相同色彩特徵的紋理再透過網路輸出的直方圖作為第二層的辨識。

關鍵詞：紋理辨識、直方圖、輻狀基底函數

1. 前言

機器視覺的發展，能夠取代人工的勞動，不僅更有效率，也不會疲倦，因此如何降低失誤率更顯得有價值；分類是常運用的原則，不是甲就是乙，但是，誰都不能夠保證不會有丙的情況產生。相對於判別是什麼，判別不是什麼的價值也是不容忽視的。對於人類的視覺能力，瀏覽這個名詞相當重要，只有當發現感興趣的事情，才會仔細的評比以及觀察。然而對於機器視覺來說，能夠使用瀏覽來判別不同的情況的基礎辨識能力，本論文中將嘗試以色彩的變化來實現。色彩直方圖能夠簡單的描述一張影像的色彩分布比率，雖然缺少空間資訊的描述，但是擁有不受影像平移與旋轉影響、以及計算簡單的優點；論文中應用類神經網路記憶顏色變換的情況，能夠補其色彩直方圖空間資訊的不足部份。輻狀基底函數類神經網路[1]，或稱為半徑式類神經網路，特質主要在於模擬大腦皮質層軸突的局部調節功能，具備相當良好的映射能力。

2. 混合式類神經網路

本論文提出的辨識系統中，辨識同一種紋理的混合式類神經網路，採用兩個混合式架構、一個有效色彩轉換百分比和一個特徵直

方圖；兩個混合式架構分別代表直角和邊的紋理特徵關係，單個架構包含四個輻狀基底函數類神經網路。這四個類神經網路的共同點在於使用同樣的輸入層和類神經元。如圖 1 所示，輸出層分別為同一個像素的灰階值和紅色、綠色、藍色三種色彩成分，輸入層則為與輸出層像素比鄰的三個像素；這三個像素彼此也為相鄰的關係。以 3×3 像素為單位表示成圖 2，顯示輸出層像素與直角和邊的相對分布情形；網路實際輸出值為中心位置的像素，周圍八個位置的像素和各自相鄰的兩個像素構成八筆輸入，分別為四個直角和四個邊，採用同為順時針或逆時針的順序將像素讀入至混合式網路的輸入層。

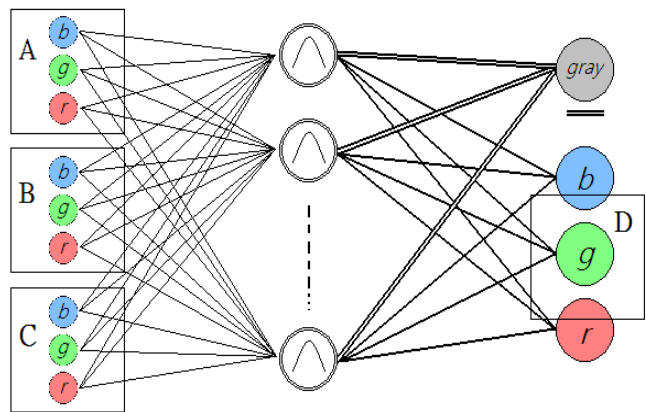


圖 1

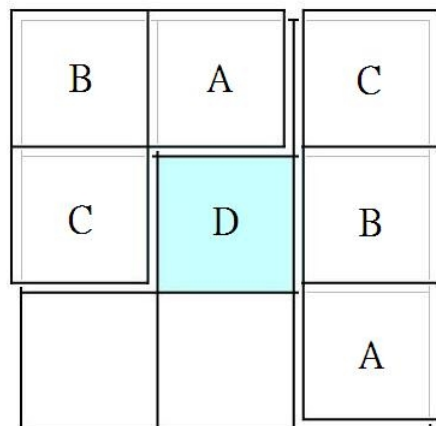


圖 2

2.1 混合式架構的訓練和學習

訓練在混合式網路中重新定義為對於類神經元的參數和其對應的權重作回饋修正，學習則重新定義為僅對相對應的權重作回饋修正[2]；圖1採用雙線代表訓練的輸出項目(灰階值)，其它則表示學習的輸出項目(RGB)。混合式網路的灰階網路會預先訓練，訓練完成的類神經元和權重再由彩色輸出的三個網路所繼承並進行學習。算式(1)為類神經元採用的輻狀基底函數為高斯函數， x 表示輸入層的維度， c 表示高斯函數的中心維度，計算得到的數值在0~1之間；算式(2)表示輸出層任一個的網路輸出層的網路輸出值 y ，經過總共 M 個神經元的運算，對應第 j 個神經元的權重 w_j ，評比於實際輸出值再做遞迴修正。完成訓練和學習的混合式類神經網路在本篇論文後續的相關探討中，均只有考慮彩色輸出層的部份。

$$\phi(\|x-c\|)=\exp\left(-\frac{\|x-c\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

$$y=\sum_{j=1}^M w_j \cdot \phi(\|x-c_j\|)+bias \quad (2)$$

2.2 有效色彩轉換百分比率與特徵直方圖

完成訓練和學習的混合式輻狀基底函數類神經網路，從樣本資料中隨機取出 N 筆測試資料作為網路輸入，網路的RGB輸出值與網路實際輸出值作距離的評比運算，得到的距離數值小於門檻值 T 的筆數為 n ；定義有效色彩轉換比率為 n/N ，以百分比表示。百分比率的範圍，明顯的受到門檻值 T 的影響，過高或是過低均會影響紋理的辨識。另統計 n 筆資料中三個網路輸出的個別直方圖，統計的數值為0~255。實際上統計得到的直方圖資訊，因為色彩轉換百分比率的影響，缺乏未成功轉換的色彩資訊，所以並不足以代表整個類神經網路的紋理直方圖。因此我們假設某個混合式類神經網路的有效色彩轉換百分比率為 $P\%$ ，定義特徵直方圖數據 $\times P\%$ =統計直方圖數據，得到特徵直方圖數據=統計直方圖數據 $\div P\%$ ；使用比例增幅的方式，依據色彩百分比率來還原本可能得到的完整資訊。這個部份得到的色彩轉換百分比率和特徵直方圖，會在之後的辨識流程裡提供為比較的基準。

2.3 紋理的辨識流程

紋理辨識包含兩層；第一層檢視紋理的有效色彩轉換百分比率，評比於樣本資料的有效色彩轉換百分比率，百分率過高或是過低都視為錯誤的辨識，過低的情況自然不予考慮，過高的情況則表示檢測的花紋可能只是部分轉換的子集合；第二層則檢視紋理的特徵直方圖與樣本資料的特徵直方圖。

3. 色彩轉換的適應性

透過混合式類神經網路的訓練以及學習，能夠獲得相鄰像素之間的變化規律[3]；不同於擷取自共生矩陣的映射關係，所得到的紋理特徵，輻狀基底函數類神經網路的神經元透過類神經網路的訓練，能夠確立輸入層和類神經元中心點的距離關係。相對來說，混合式類神經網路的類神經元，對於未曾出現在色彩空間中的輸入層樣本，會產生較大的誤差值[4]；而對於曾經訓練和學習過的輸入層樣本，能夠產生對應的色彩空間輸出層；經過多次的取樣，採用機率與統計的概念，擁有類似色彩轉換規律的花紋紋理，也會擁有相同色彩空間轉換的映射關係。因此，輻狀基底函數類神經網路的類神經元，其中心點能夠扮演著適應色彩分布範圍的角色。

4. 特徵直方圖的相似度評估

圖3-1~圖3-6是布匹的花紋樣本，大小為 256×256 像素，能夠產生六個作用於辨識的混合式類神經網路；其中交互辨識的結果不乏有類似的轉換比率和特徵直方圖。這些類似的紋理樣本，在辨識的時候有很高的機率通過類似花紋的紋理網路檢測，但是對於最為適當的紋理網路，會擁有最小的特徵直方圖差異。使用圖3-1作為訓練和學習的樣本，得到一個混合式的類神經網路、有效色彩轉換百分比率74.49%和取樣10000次的特徵直方圖。圖4-1為圖3-1的同款布匹花紋，經過旋轉，大小為 256×256 像素；同樣取樣10000次作為檢測辨識，結果因為有類似的有效色彩轉換百分比率74.74%，進而使用第二層的特徵直方圖做相似度辨識。特徵直方圖差異 ΔH 採用平均算式(3)， ΔR 、 ΔG 、 ΔB 表示為色彩直方圖數值為 i 時的差值，以正數表示；特徵直方圖相似度的辨識結果，差異為8.27。

$$\Delta H = \frac{1}{256} \sum_{i=0}^{255} \frac{\Delta B_i + \Delta G_i + \Delta R_i}{3} \quad (3)$$



圖 3-1



圖 3-3



圖 3-5

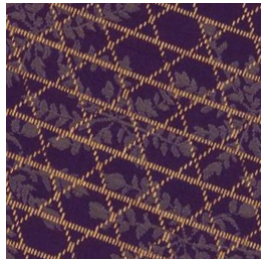


圖 4-1

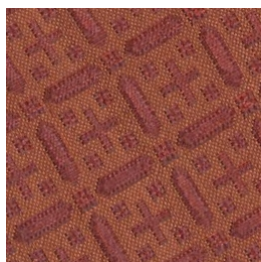


圖 4-3

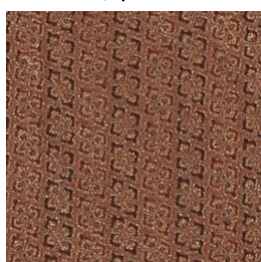


圖 4-5



圖 3-2



圖 3-4



圖 3-6



圖 4-2



圖 4-4



圖 4-6

5. 實驗結果

圖 4-2~圖 4-6 分別為圖 3-2~圖 3-6 的同款花紋布匹，經過旋轉，大小為 256×256 像素。表格 I 採用圖 3-2~圖 3-6 為樣本，訓練學習得到五個混合式類神經網路，檢測圖 4-2~圖 4-6；圖 3 系列生成的混合式網路以圖名稱作為標示，代表各個混合式網路，底下為該混合式網路的基礎色彩轉換百分比率。採用的門檻值在色彩轉換比率部分為±15%，在特徵直方圖相似度計算部分必須低於 15，粗體字標示出通過檢測的數值。其中圖 4-2 和圖 4-3，布匹的花紋顏色與其他布匹的花紋顏色差異性較高，容易區分；圖 4-2 在圖 3-3~圖 3-6 的網路檢測中，僅僅依據第一層網路檢測所產生的色彩轉換百分比率，便能判定不屬於該混合式網路的花紋紋理；圖 4-3 在圖 3-4~圖 3-6 的混合式網路中通過第一層的檢測，但是經過第二層檢測後，花紋紋路的類型只屬於代表圖 3-3 的混合式網路。另外，圖 4-4~圖 4-6 在 RGB 色彩空間中同為較類似的布匹花紋，經過混合式網路檢測之後均產生三個可能的結果，但是仍舊在正確的混合式網路中，計算得到特徵直方圖差異的最小值；如果有多種可能的結果產生，那麼應該要選取差異值最小的視為正確的答案。如果花紋的辨識系統並不包含圖 3-5 和圖 3-6 這兩個混合式網路，圖 4-5 和圖 4-6 均會判定通過圖 3-4 的混合式網路檢測，歸類為圖 3-4 的布匹花紋紋路。

表 I

	圖 3-2 71.4%	圖 3-3 78.3%	圖 3-4 75.2%	圖 3-5 63.9%	圖 3-6 79.6%
圖 4-2	78.7% 07.92	01.9%	04.6%	27.4%	44.2%
圖 4-3	00.4%	82.9% 05.07	69.9% 16.62	64.6% 19.43	77.2% 18.66
圖 4-4	08.7%	70.7% 20.15	80.7% 06.11	78.6% 09.83	81.3% 10.22
圖 4-5	16.5%	60.0% 23.14	72.1% 13.36	69.2% 07.54	76.3% 10.27
圖 4-6	12.0%	64.9% 21.61	76.3% 09.71	72.4% 11.43	76.3% 06.63

6. 結論與未來發展

根據辨識的種類和相似度，設置取樣數和有效色彩輸出的門檻值，能夠確實的分類各種花色的布匹。辨別花紋紋理的混合式網路，檢測布匹花紋時所採用的標準；包括有效色彩轉換百分比率的範圍和直方圖差異的最大值門檻。應該根據布匹花紋紋理的種類和相似的情況，以作為訓練和學習的樣本紋理，相互檢測評比；再採用適合的標準。混合式網路的輸出層，認定為與網路實際輸出值相同的最小門檻值差距設定下，將影響有效色彩轉換的百分率，當類神經網路的輸出層與實際輸出值誤差範圍越小並且越趨於不受干擾的穩定狀態[4]，可以相對的提升色彩轉換的準確性，也就能夠降低檢測時，錯誤的布匹花紋的色彩轉換比率；使用更好的誤差判斷方式或透過較有效率的收斂機制，也許能夠完全取代第二層的色彩直方圖檢測，只需檢測有效色彩轉換百分比率，來判別和分類布匹的花紋紋理。

參考文獻

- [1] Yang, Z. R., "A Novel Radial Basis Function Neural Network for Discriminant Analysis," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 17, pp. 604-612, 2006.
- [2] Asim, R., Dmitri, R. and Seiichi, O., "A Multitask Learning Model for Online Pattern Recognition," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 20, pp. 430-445, 2009.
- [3] Gang, X. and Yan, H., "A Fast Texture Synthesis Method Based on Co-occurrence Matrix Analysis," *IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology*, 2nd, 2009.
- [4] Anuar, Z., Masataka, K., Seiichi, O. and Shigeo, A., "Reducing Computations in Incremental Learning for Feedforward Neural Network with Long-Term Memory," *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, Vol. 3, pp. 1989-1994, 2001.