

蟻群最佳化之影像分群

陳禹宏, 江忠翰, 黃韋霖,*鄭文昌

朝陽科技大學資訊工程系

e-mail: *wccheng@cyut.edu.tw

摘要

本研究是利用分群法對影像顏色進行影像切割, 我們提出一個結合 K-means 與蟻群最佳化演算法的分群影像切割方法, 首先利用 K-means 演算法來決定影像顏色分群的初始中心點, 接著再依據此初始中心利用蟻群最佳化演算法完成影像色彩的分群, 實驗結果比較 K-means 演算法、蟻群最佳化演算法、Photoshop 以及我們提出的方法對影像切割, 從結果可以發現我們提出方法有較佳的 PSNR 值。

關鍵字: 影像切割, 蟻群演算法, K 平均值法, 最佳化演算法。

Abstract

In this study, the image segmentation based on color is performed by using the clustering method. We propose an image clustering method combining K-means and ant colony optimization algorithms. First, the K-means algorithm is used to determine the initial center points of the image color clustering. And then, according to the initial center using the ant colony optimization algorithm to complete the image color clustering. From the experimental results we can find that we proposed a better PSNR value.

Keywords: Image segmentation, Ant colony optimization, K-means, Optimization algorithm.

1. 簡介

影像切割技術是利用影像中不同物件之間特徵的不連續性和同一物件內部特徵的相似性, 將影像分成各具特殊含義的不同區域並提取出目的區域的技術與過程, 其中各區域之間無交集, 分成部分的特定區域滿足一致性。影像切割應用的範圍相當的廣泛, 包括人臉辨識、醫學影像、電腦視覺等等。影像切割基本上就是根據每個像素的灰度、顏色、紋理或形狀等特徵進行分類的過程。

現在已有許多影像切割的方法, 常見的方

法有(1)門檻值法: 以門檻值為界, 區分物體與背景的方法。(2)區域法: 僅認定某一個像素集合為一個物體或區域的方法。(3)邊緣法: 辨認像素的邊界, 並且將它們連結在一起找出物體邊界的方法。(4)分群法: 將性質相似的像素分為同一群, 再完成影像切割。

在此研究我們採用分群法來完成影像切割, 而分群方法則以蟻群最佳化(Ant Colony Optimization, ACO)演算法。蟻群演算法是模擬螞蟻能夠找到食物與蟻巢之間最短路徑這種群體行為而提出的演算法, 該演算法具有良好的穩定性, 良好的正回饋特性, 因此蟻群演算法在影像處理中有廣泛的應用。韓彥芳等[1]將蟻群演算法設置啟發(Heuristic)式引導函數和初始分群中心點解決演算法迴圈次數多、計算量大的問題, 改善後可以更加快速準確地切割出目標, 是一種有效的影像切割方法。楊衛莉等[2]提出一種蟻群演算法結合 C-Means 分群影像切割演算法, 利用蟻群演算法得到分群中心點和分群個數, 將其作為 C-Means 分群的初始分群中心點和分群個數, 解決分群演算法難以確定分群個數、搜索過程陷入局部最佳解的問題。趙娜等[3]針對蟻群演算法中費洛蒙揮發參數為常數會導致演算法過早收斂或停滯, 調整其更新機制, 提高了演算法收斂性和穩定性, 實驗證明該演算法大幅減少計算量, 具有較高的執行效率, 切割效果好。Shelokar[4]等學者依據 ACO 模式所發展的一套新的分群模式, 對於求解大型分群問題有不錯的結果。與 ACO 不同的是, 其演算法只做全域更新的動作, 更新完費洛蒙後, 就進行下一個迴圈, 直到所給定的最大迴圈數到達為止, 而解則為最後目標函式值最小者的解字串。Kao 等人[5]以 ACO 為基的分群演算法中加入了啟發資訊(Heuristic Information), 有助於演算法在分群結果中得到更好的求解品質。螞蟻在選擇資料點上並不是逐步的選擇, 而是改為隨機的方式。

儘管如此, 利用蟻群演算法時需要初始化大量參數, 這些參數的選擇對演算法性能有很大的影響, 其選取的方法和原則目前還沒有理論上的依據, 現在只能通過多次實驗調節選擇,

因此在此研究中我們針對蟻群演算法初始參數的選擇做了一些改善，我們利用 K-means 分群法先對影像分群，接著再將各群的中心點用來當作蟻群演算法的初始中心點，如此一來提高了蟻群演算法的分群結果的穩定性。

2. K-means 分群法

K-means 分群法是 J. B. MacQueen 於 1967 年所提出的分群演算法[6, 7]，使用分割式分群法(Partition Clustering)方式，必須先指定群聚的數目，然後藉著反覆迭代運算(Iterative Method)，逐次降低一個誤差目標函數的值，直到函數值不再變化(取決於運算的次數)，達到分群的最佳化之目的。K-means 的方法雖然可以證明此方法一定達到收斂，但是此方法只能找到目標函數的局部最小值(Local Minimum)，並無法保證此方法所找到的群聚及群中心會使目標函數到達全域最小值(Global Minimum)。選取 K 個起始中心點常用的選取方法有下列幾種(1)從資料裡面隨意選出 K 點資料，(2)找出離所有資料平均值最遠的 K 個資料點，(3)找出離所有資料平均值最近的 K 個資料點，以及(4)找出距離平方和最小的 K 個資料點，但是這些找出起始群中心點的方法也都無法保證達到更好的目標函數值，因此需要結合另外最佳化的方法使得分群結果，盡可能接近全域最佳解。

3. 蟻群最佳化演算法

Dorigo et al. 首先提出螞蟻系統 (Ant System, AS) [8]，主要是利用螞蟻搜尋食物的特性與行為，將其建模為數學模式來求解旅行者問題，後來 Dorigo 又提出一個改良原系統的演算法，稱為蟻群系統 (Ant Colony System, ACS) [9]，此方法是以 AS 為基礎，改進了原系統容易陷入區域最佳解的缺點，提昇了整體的求解效能，後來的學者大都參考此篇論文，並統稱其為蟻群最佳化 (Ant Colony Optimization, ACO) 演算法[10]。

演算法的核心在於模仿螞蟻尋找食物的行為，螞蟻在尋找食物的時候，會沿途分泌一種被稱為費洛蒙(Pheromone)的化學物質，而費洛蒙的氣味可以提供給其他螞蟻做為尋找食物會給自己回到巢穴的依據，螞蟻在移動的過程中，會依照費洛蒙的濃度來決定行走的路徑。在 ACO 演算法中，每隻螞蟻在尋找食物時路

徑選擇的方式有開發 (Exploitation) 與探索 (Exploration) 兩種模式，其中開發是指螞蟻選擇費洛蒙濃度較高且路徑長度較短的路徑前進，探索是指螞蟻依隨機模式選擇路徑前進，當螞蟻走過某一路徑後，便會釋放費洛蒙在路徑上，以便之後的螞蟻能有所依循，所以路徑上的費洛蒙會隨著時間而不斷的更新，ACO 演算法被提出後，被視為能夠有效解決許多組合最佳化問題的方法，以下為蟻群演算法的方程式。

F 為代表一個解的好壞的評估函數， F 值越小則代表此解越佳：

$$\min F(w, m) = \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^N \sum_{v=1}^n w_{ij} \|x_{iv} - m_{jv}\|^2, \quad (1)$$

其中每一個資料 x 都只能分到一個群集 j ，因此：

$$\sum_{j=1}^K w_{ij} = 1, \quad i = 1, \dots, N, \quad (2)$$

且每一個群集 j 至少要被分到一個以上的資料，因此每一群集的資料權重總和滿足：

$$\sum_{i=1}^N w_{ij} \geq 1, \quad j = 1, \dots, K, \quad (3)$$

被分到群的權重設為 1，其他設為 0；

$$w_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{若第 } i \text{ 屬於 } j \text{ 群} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}, \quad (4)$$

而中心點為每個分到該群的所有資料點加權總合之平均，因此：

$$m_{jv} = \frac{\sum_{i=1}^N w_{ij} x_{iv}}{\sum_{i=1}^N w_{ij}}, \quad j = 1, \dots, K, v = 1, \dots, n, \quad (5)$$

選擇路徑的方式有兩種，若 $q > q_0$ ，則隨機的方式選擇路徑，若 $q \leq q_0$ ，則選擇最大吸引力之節點 (路段費洛蒙濃度高、距離長度短)。

$$s = \begin{cases} \arg \max_{j \in K} \{ \tau_{ij} [\eta_{ij}]^\beta \}, & \text{if } q \leq q_0 \\ J, & \text{其他} \end{cases}, \quad (6)$$

最後費洛蒙更新機制為 t 時間的費洛蒙濃度揮發，加上最好的路徑遺留的費洛蒙，因此：

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho\Delta\tau_{ij}^{bs}, \quad (7)$$

只有表現最好的解才有遺留費洛蒙的權力

$$\Delta\tau_{ij}^{bs} = \begin{cases} 1, & \text{最好的解} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}, \quad (8)$$

相關參數定義在表 1 中。演算法步驟如下：

Step 1: 將問題轉換成路徑的方式表示。

Step 2: 初始化費洛蒙資訊之參數、距離倒數之參數、費洛蒙揮發係數、影響費洛蒙的參數 q 、螞蟻數量，設定起始迭代

次數 $t=0$ 。

Step 3: 螞蟻開始爬行，每隻螞蟻依照選擇路徑的機制決定路徑，一隻螞蟻爬行完所有的節點時，即建構出一個解。所有的螞蟻爬完所有的節點。

Step 4: 更新所有路徑的費洛蒙濃度。

Step 5: $t=t+1$ ，判斷是否達到終止條件，當產生的最佳解不再變動或達到設定之迭代次數，則完成尋找過程，若否則回到 Step 3 重複執行。

Step 6: 得到最後的解。

表 1. 參數定義

符號	定義
K	群數, $j = 1 \sim K$
N	資料數, $i = 1 \sim N$
n	維度, $v = 1 \sim n$
F	一個衡量解的好壞的目標函數值
F_{bs}	最佳解的 F 值
W	一個 $N \times K$ 的權重矩陣
M	一個 $K \times n$ 的中心點矩陣
x_{iv}	代表第 i 個且維度為 v 的資料
q	一個介於 $0 \sim 1$ 之間的隨機亂數
q_0	一個設定參數 $0 \leq q_0 \leq 1$
τ	一個 $N \times K$ 的費洛蒙濃度矩陣
ρ	揮發參數約 $0.8 \sim 0.9$ 之間
η_{ij}	$1/d_{ij}$ 為距離的倒數
$\Delta\tau_{ij}^{bs}$	費洛蒙更新量
t	迭代次數
S	分群的選擇機制

由於一開始設置的中心點不佳，最後的收斂結果就會比較差，反之，則最後收斂的結果就會相對地比較好，所以一開始如果能夠找到適當的中心點，對後面所產生出來的結果就會有很大的幫助，因此我們結合 K-means 分群法，一開始經過 K-means 分群法的計算後，找到初始的中心點，之後再經由蟻群最佳化演算法找到更好的解，實驗結果發現，可以得到的更佳結果。

4. 實驗結果

為了衡量經過處理後的影像品質，我們使用 PSNR 值，定義：

$$PSNR = 10 \times \log\left(\frac{255^2}{MSE}\right) \quad (9)$$

其中

$$MSE = \frac{\sum_{n=1}^{FrameSize} (I_n - P_n)^2}{FrameSize},$$

MSE 是原圖像與處理圖像之間均方誤差 (Mean Square Error), I_n 指原始影像第 n 個像素值, P_n 指經處理後的影像第 n 個像素值, $FrameSize$ 是影像長度乘上寬度乘上通道數, PSNR 的單位為 dB, 通常 PSNR 值越高表示品質越好。圖 1 為一個例子。圖 1(a) 為原圖, 圖 1(b) 和圖 1(c) 分別是利用 K-means+ACO 和 Photoshop 降色處理得到結果, PSNR 分別為 25.917dB 和 25.907dB。

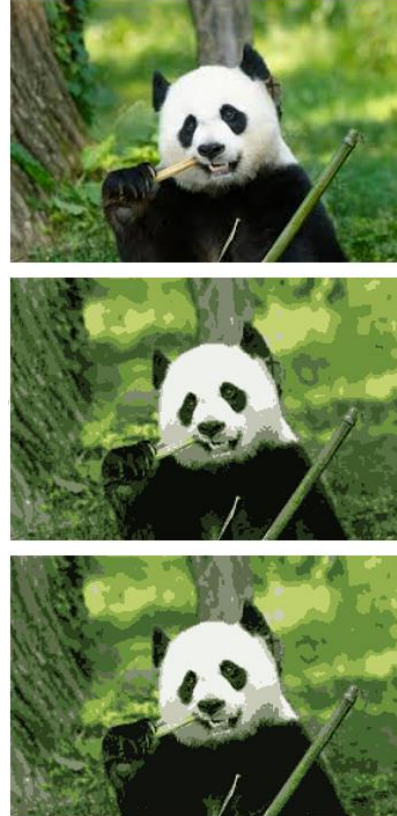


圖 1. 提出的方法與 Photoshop 分群結果比較

我們收集 50 張人物的影像 (Set1) 與 50 張風景的影像 (Set2), 部分結果展示在圖 2 與圖 3, 表 2 為實驗結果, 針對 Set1, 使用 K-means 分群法、ACO 演算法、K-means +ACO 以及 Photoshop 的平均 PSNR 分別為 26.005dB、25.921dB、26.031dB 以及 25.881dB, 所以採用 K-means +ACO 方法有最佳結果。而針對 Set2, 使用 K-means 分群法、ACO 演算法、K-means +ACO 方法以及 Photoshop 的平均 PSNR 分別為 24.393dB、24.365dB、24.472dB 以及 24.335dB, 同樣是使用 K-means+ACO 方法有最佳結果。在花費時間上, 表 3 為不同方法執行結果比較 (此處不考慮 Photoshop), 從表中可以明顯看出, 使用 K-means +ACO 方法所花費

時間約為使用 K-means 分群法所花費時間加上 ACO 演算法所花費時間。

由結果觀察，同一張影像在同樣的條件下分群，並不是每次結果都一樣，有時候比較好，有時候較差，這主要是初始的隨機中心點的設定有一定的影響。在 50 張人物與 50 張風景的影像來看，發現人物圖的 PSNR 值都普遍較風景影像好，這可能跟圖片的色彩分部有關，因為風景影像都是較遠較大範圍的拍攝，原始影像顏色豐富因此影像切割後與原圖誤差大，而人物圖比較屬於特寫的類型，且顏色分布較不複雜且顏色不豐富。

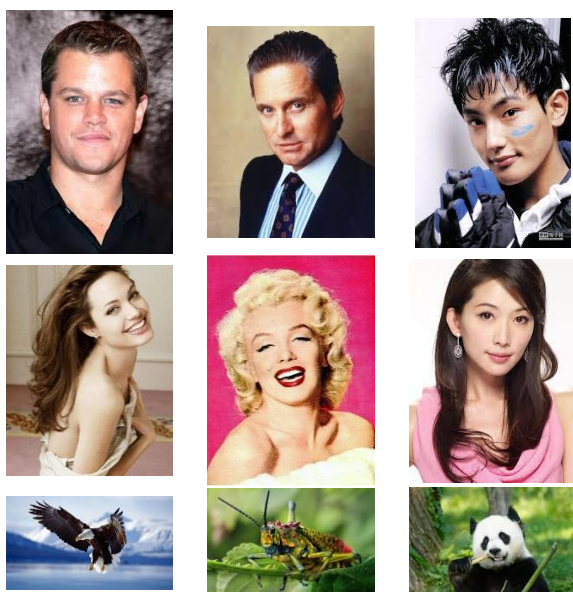


圖 2. 部分 Set1 人物影像

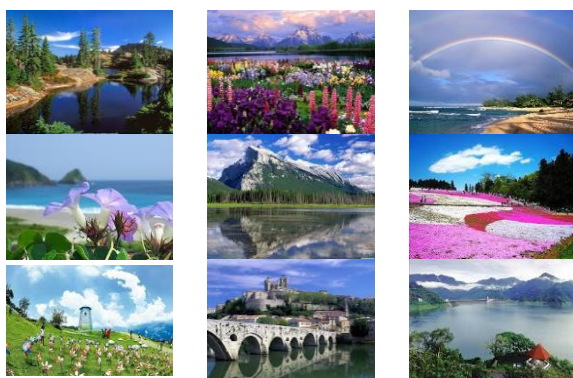


圖 3. 部分 Set2 風景影像

表 2. 不同方法 PSNR 比較

Data set	Methods (PSNR)			
	K-means	ACO	K-Means +ACO	Photoshop
Set1	26.005	25.921	26.031	25.881

Set2	24.393	24.365	24.472	24.335
------	--------	--------	---------------	--------

表 3. 不同方法執行時間比較

Dataset	Methods(Time)		
	K-means	ACO	K-Means +ACO
Set1	23.8	483.4	507.1
Set2	10.6	183.6	194.2

5. 結論

在此研究我們結合了 K-means 分群法與蟻群最佳化演算法完成影像分群切割，經過實驗我們發現，結合 K-means 分群法與蟻群最佳化演算法分群結果與 Photoshop 比較，已經能夠達到相當的水準，甚至更好。但我們的系統也需要花上較長的時間，雖然在現實生活的問題上很多也都是如此，品質與速度的需求常常是矛盾而難以取捨的，這就必須評估何者是你較優先的考量，也是未來改善的空間，另外，在實驗中我們也發現，圖片中顏色較少的區塊會被顏色分佈較廣的部分給取代，如此一來假設顏色分佈較少的地方是重點區域，則其原本的顏色就會被取代，因此就看不出圖片的重點了，這是因為圖片分群的群集數量還不夠多，這也將是未來研究要改善另一問題。

參考資料

- [1] 韓彥芳、施鵬飛，“基於蟻群演算法的圖像分割方法”，*電腦工程與應用*，2004，Vol. 40，No. 18，pp. 5-7。
- [2] 楊衛莉、郭雷、許鐘、肖谷初、趙天雲，“基於區域生長和蟻群聚類的圖像分割”，*電腦應用研究*，2008，Vol. 25，No.5，pp. 1579-1581。
- [3] 趙娜、王希常、劉江，“自我調整蟻群演算法優化紅外圖像分割”，*電腦應用研究*，2009，Vol. 11，pp. 4375-4377。
- [4] Shelokar, P. S., Jayaraman, V. K. and Kulkarni, B. D., “An ant colony approach for clustering.” *Analytical Chemical Act*, 2004, Vol. 509, No. 2, pp. 187-195.
- [5] Kao Y. and Cheng K., “An ACO-based clustering algorithm,” 2006, *LNCS* 4150, pp. 340-347.
- [6] K-平均算法，*維基百科*，2016/11/24，取

自：<https://zh.wikipedia.org/wiki/>.

- [7] 鍾國亮，*影像處理與電腦視覺導論(第五版)*，東華出版社。
- [8] Dorigo, M., Maniezzo, V., and Coloni, A., “The ant system: optimization by a colony of cooperating agents.” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics--Part B*, 1996, Vol. 26, No. 2, pp. 29-41.
- [9] Dorigo, M., and Gambardella, L. M., “Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1997, Vol. 1, No. 1, pp. 53-66.
- [10] Bao-Jiang Zhao, “An Ant Colony Clustering Algorithm,” *Proceedings of the Sixth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Hong Kong, 19-22 August 2007.