

火焰辨識：訓練 SVM

施文烽*
朝陽科技大學
資訊工程研究所
e-mail :
wu0fu491
@gmail.com

馮群弼
朝陽科技大學
資訊工程研究所
e-mail :
fengchyunbih
@gmail.com

林華煒
朝陽科技大學
資訊工程研究所
e-mail :
h07880208@
gmail.com

蔡國河
朝陽科技大學
資訊工程研究所
e-mail :
goodjoynice
@gmail.com

摘要

我們閱讀 A SVM Approach for Vessel Fire Detection Based on Image Processing 這篇文章後，發現原文對於火焰候選區域的判斷與選擇有改善的空間，影像會有非火焰的候選區域存在之問題，我們採用了形態學處理來解決多區域的問題，並且設定新參數來讓 SVM 分類更加準確，實驗部分則使用 10 次交叉驗證來顯示分類的準確性。

關鍵詞：影像處理、火焰偵測、移動物體偵測、顏色偵測、SVM。

Abstract

We after reading this article of A SVM Approach for Vessel Fire Detection Based on Image Processing find that original judgment toward flames candidate for election district and choice can be improved, image will problem of candidate for election district of existence non-flames, we adopted a shape to learn the processing to work out the problem of many districts, and set the new parameter to let SVM the classification Be getting more accurate, test part of classified accuracy of then using to 10 times cross identification to shows.

Keywords: The image processings; flameses detect; move the object detect; the color detect; SVM.

1. 前言

火的正面影響可以維持各種的生態系統以及刺激其成長，人類用火來烹調、生熱、產生訊號、照明及推進...等。火的負面影響包括水體污染、土壤流失、空氣污染及對生命財產的危害。而造成全球溫度升高的溫室效應[1]。

火焰是反應的氣體及固體的混合物，會釋放可見光、紅外線甚至是紫外線，其發射光譜依燃燒物質的化學成份及中間產物而定，在一般重力下火焰的形狀和對流有關，為了避免火

焰對人類造成的危害，能夠提前偵測火焰並做出對應的配套措施也顯得更加重要。

以往偵測火焰大多數採用的是熱感應器或煙霧感應器，利用這些感測器會有使用年限、外在環境干擾，感測器設置位置...等問題；透過使用影像視覺判斷其顏色、紋理、形狀和邊界等已是現在的趨勢，並且搭配 SVM 分類器能夠更進一步的提升判斷的精準度。

經由重新實驗 A SVM Approach for Vessel Fire Detection Based on Image Processing 的實驗方法[2]，我們發現在尋找特徵值的部分有誤差的情況發生，雖然根據 RGB 顏色模組可以找出火焰候選區域，但問題所在，篩選出來的火焰候選區域可能會有許多區域，例如單張影像中有 5 塊區域為火焰候選區域，但只有 1 塊區域為真實火焰。除此之外，原作者的動靜態處理是將單張影像的火焰候選區域去計算總面積與周長...等特徵值，而這裡明顯的指出如果不做區塊的選擇，則會影響之後 SVM 的訓練以及分類的效能。

我們使用型態學處理來解決多區域的問題，並且重新設定新的 7 個特徵值參數，在實驗結果則執行 10 次交叉驗證來顯示分類的準確性及效能。

2. 實驗方法

標題 2.1 和 2.3 的部分特徵與 2.4 和 2.5 為我們實驗的分類法步驟方法[2]。標題 2.2 和 2.3 部分特徵為我們加入的操作方法。

2.1 RGB 顏色模組

利用 RGB 顏色模組做影像初步處理，R 為紅色、G 為綠色、B 為藍色，在一般情況，火災的火焰顏色會偏向紅色，隨著溫度火焰的顏色也會跟著變化，由溫度低至高火焰的顏色是由紅色至黃色，然而較高溫度的火焰顏色呈現藍白色。

在這邊訂定 RGB 的顏色條件：

$$R \geq G \quad (1)$$

$$G \geq B \quad (2)$$

條件是為了訂定紅色至黃色的顏色範圍，而 R 的部分要訂定一個閾值，否則被判斷為紅色的部分皆可能被認為是火焰。

$$R \geq RT, RT=200 \quad (3)$$

滿足以上條件下將判斷後的像素值設為 1 反之設為 0，即可獲取輸出可以表示火焰物體的二值化影像。

圖一為原始影像，經過公式(1)(2)(3)計算後可以找到影像中火焰的候選區域，如圖二所示。



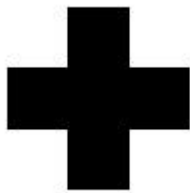
圖一、原始影像



圖二、根據 RGB 模組提取出來的火焰候選區域

2.2 形態學處理

我們在這邊加入形態學處理火焰的候選區域，由於原始影像提取的火焰候選區域會有許多的小區域，我們採用了 3x3 的十字形遮罩如圖三，先進行斷開再進行閉合運算，接著再找出最大塊的區域來提取特徵。圖四為將圖二進行遮罩與斷開閉合運算後得出的結果。



圖三、3x3 十字形遮罩



圖四、執行遮罩與斷開閉合後的火焰候選區域

2.3 動態和靜態特徵參數計算

經過 RGB 顏色模組處理影像也可能會將相似於火焰顏色的物體判斷為火焰，造成判斷的誤差，因此如果只用色彩顏色辨識準確度並不高，這裡加入火焰形狀的特徵值作為判斷，在本文中，主要分成靜態及動態的部分來提取。

2.3.1 靜態特徵

關於靜態的特徵是由經過 RGB 顏色模組處理後的單張影像，再使用形態學處理後的火焰候選區域並進行特徵提取，我們採用面積、周長、圓形率為靜態特徵。

面積 S ：火焰的像素值總數。

周長 L ：火焰的像素值周長。

圓形率 E ：火焰形狀的複雜度。

$$E = 4\pi \frac{S}{L^2} \quad (4)$$

2.3.2 動態特徵

在真實的火焰中是會飄動的，如果只利用靜態的特徵來進行判斷，效果會不佳，所以為了提升檢測的可靠性與準確度，我們採用火焰的動態特徵作為參數，根據火焰的變化可以測量出重心的偏移量，每張影像的火焰重心坐標為 (x_i, y_i) ，重心的坐標可以被計算如下：

$$x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (5)$$

其中 n 為影像的像素個數，取上一張影像的重心位置 (x_{i-1}, y_{i-1}) 與當前影像的重心位置 (x_i, y_i) 計算重心偏移量。火焰重心偏移量可以被計算如下：

$$d = \sqrt{(x_1 - x_0)^2 + (y_1 - y_0)^2} \quad (6)$$

火焰的形狀會隨著時間的改變，其面積、周長與圓形率也會跟著變化，我們也可將其加入作為特徵值使用。其中 S_1, L_1, E_1 為當前影像的面積、周長和圓形率， S_0, L_0, E_0 為上一張影像的面積、周長和圓形率。

$$\text{面積變化量 } \Delta S : \Delta S = |S_1 - S_0| \quad (7)$$

$$\text{周長變化量 } \Delta L : \Delta L = |L_1 - L_0| \quad (8)$$

$$\text{圓形率變化量 } \Delta E : \Delta E = |E_1 - E_0| \quad (9)$$

因此這邊可獲得七個特徵值的參數，分別為面積 S 、周長 L 、圓形率 E 、面積變化量 ΔS 、周長變化量 ΔL 、圓形率變化量 ΔE 、重心位移 d 。

2.3.3 參數的增加與刪除

由於面積與周長的變動範圍過大，因此刪除靜態(單一張影像)的面積與周長之參數。並且加入紋理特徵：熵[3]跟平均值為新參數，熵跟平均值可以計算如下：

熵 Entropy：對火焰不確定性的測量。

$$E_n = -\sum_{v=0}^{L-1} p(v) * \log_2(p(v)) \quad (10)$$

平均值 mean：計算火焰的像素平均值。

$$M_n = \frac{1}{N} \sum_{v=0}^{L-1} p(v) * v \quad (11)$$

利用區域選擇得出原始影像的候選區，將候選區轉制為灰階影像進而計算，而得出此兩參數。

2.3.4 參數選擇

經由 RGB 顏色模組影像處理過後的候選區，會發現有些區塊用人為判斷很明顯不是火焰的區塊，因此我們的操作方法為找最大區塊，利用 3×3 十字遮罩斷開再做閉合的形態學處理，接著找出最大區域，以此區域計算 E_n 、 M_n 、 E 、 d 、 ΔD 、 ΔL 、 ΔE 。

2.4 支撐向量機

SVM (Support Vector Machine) 為廣泛採用的監督式分類方法，是一種結構風險最小化 (structural risk minimization, SRM) 統計分類方法如公式(12)。 w 為間距、 C 為懲罰參數、 ξ_i 為鬆弛變量。透過加入拉格朗日乘數可以將(12)的限制條件簡化為(13)。此外，SVM 很適合於處理高維的數據，因為其演算法的複雜性不依賴於數據的維數[4]。

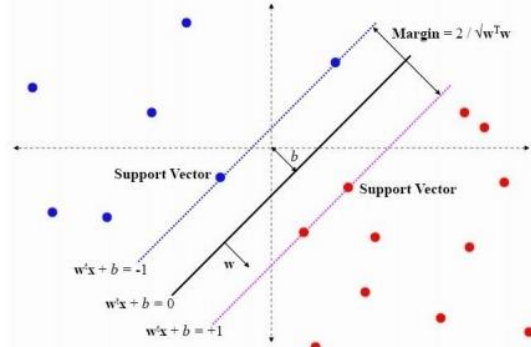
$$\min_{\omega, b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (12)$$

$$\begin{aligned} y_i(w\phi(x_i) + b) &\geq 1 - \xi_i \text{ and } \xi_i \\ &\geq 0 \text{ for } i = 1, \dots, n \\ f(x) &= \text{sgn}(\sum_{x_i \in SVs} y_i \alpha_i (K(x_i, x)) + b) \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} K(x_i, x) &= \exp(-\gamma \|x - x_i\|^2), \\ \gamma &> 0, \gamma = \frac{1}{2\sigma^2} \end{aligned} \quad (14)$$

$K(x_i, x)$ 為 kernel function 我們使用的為

RBf kernel function，當 $f(x) > 0$ 可以被歸類正 1 類， $f(x) < 0$ 可以被歸類為負 1 類， $f(x) = 0$ 則被認定為未知或是隨機分類。



圖五、SVM 示意圖

圖五為 SVM 分類的示意圖，其中實線為分割兩類資料的超平面，虛線為支撐超平面，原理就是找到一個超平面可以讓 Margin 為最大。

2.5 特徵值訓練：SVM

輸入參數 E_n 、 M_n 、 E 、 d 、 ΔD 、 ΔL 、 ΔE 為影像提取特徵，其對應的期望輸出有「正 1」與「負 1」兩類，「正 1」表示目前影像是火焰存在，「負 1」表示目前影像並沒有火焰存在，藉此即可判斷是否有火災的情況發生，進而達到預防的目的。

3. 實驗結果

為了使判斷結果更精確，我們採用 10 次交叉驗證，將每筆含有 7 個特徵值參數平均分成 10 等份，每次拿取其中的 9 等份來進行訓練 SVM 的模組，總共有 10 個 SVM 分類器。參數的部分我們使用 $C = 2$ ， $\sigma = 0.03125$ 。

表一、第一部影片 SVM 分類準確度

Accuracy=95.6863%(244/255) (classification)
Accuracy=96.0784%(245/255) (classification)
Accuracy=96.0784%(245/255) (classification)
Accuracy=96.0784%(245/255) (classification)
Accuracy=95.6863%(244/255) (classification)
Accuracy=96.0784%(245/255) (classification)
Accuracy=95.6863%(244/255) (classification)
Accuracy=96.0784%(245/255) (classification)
Accuracy=96.0784%(245/255) (classification)
Accuracy=95.6863%(244/255) (classification)
Average = 95.9216%

表一為 10 次交叉驗證的準確度，平均值達到 95.9216%，由此可見，我們的結果是不錯

的。

表二、第二部影片 SVM 分類準確度

Accuracy = 92.2989% (1606/1740) (classification)
Accuracy = 95% (1653/1740) (classification)
Accuracy = 99.3103% (1728/1740) (classification)
Accuracy = 98.1609% (1708/1740) (classification)
Accuracy = 93.3333% (1624/1740) (classification)
Accuracy = 93.3908% (1625/1740) (classification)
Accuracy = 99.3678% (1729/1740) (classification)
Accuracy = 96.3218% (1676/1740) (classification)
Accuracy = 98.908% (1721/1740) (classification)
Accuracy = 95.3448% (1659/1740) (classification)
Average = 96.1437

表二為第二部影片的 SVM 分類準確度，平均值達到 96.1437%，由此可見，我們所訓練出來的 10 個 SVM 分類器是不錯的。

4. 結論

實驗結果表明，我們所提出的方法，該方法根據 RGB 顏色模組的規則提取火焰的候選區域，為了解決原論文的多個火焰後選區域的問題，我們採用了形態學處理來將小區塊的火焰候選區域濾除，並且找出最大的候選區域當作火焰的候選區域，再透過靜態和動態的特徵提取，其中為了改善面積和周長的變動量大的問題，所以我們將這兩個參數用熵和平均值來取代。同時，使用支撐向量機來分類數據，為了增加分類的準確性，我們採用 10 次交叉驗證的方法來分類數據。

參考文獻

- [1] 火，維基百科，
<https://zh.wikipedia.org/wiki/%E7%81%AB>
- [2] A SVM Approach for Vessel Fire Detection Based on Image Processing ; Yang, Xuanfang; Wang, Jialin; He, Shizhao ; Modelling, Identification & Control (ICMIC), 2012 Proceedings of International Conference on 2012 ; P 150 – 153

- [3] [資訊] 熵 Entropy
<http://nopaper.pixnet.net/blog/post/101760266-%5B%E8%B3%87%E8%A8%8A%5D-%E7%86%B5-entropy>
- [4] Vapnik, Vladimir. *The nature of statistical learning theory*. Springer Science & Business Media, 2013.