

GMM based Color Image Segmentation

P76104370 鄭琮寶

2022/05/01

壹、Environment

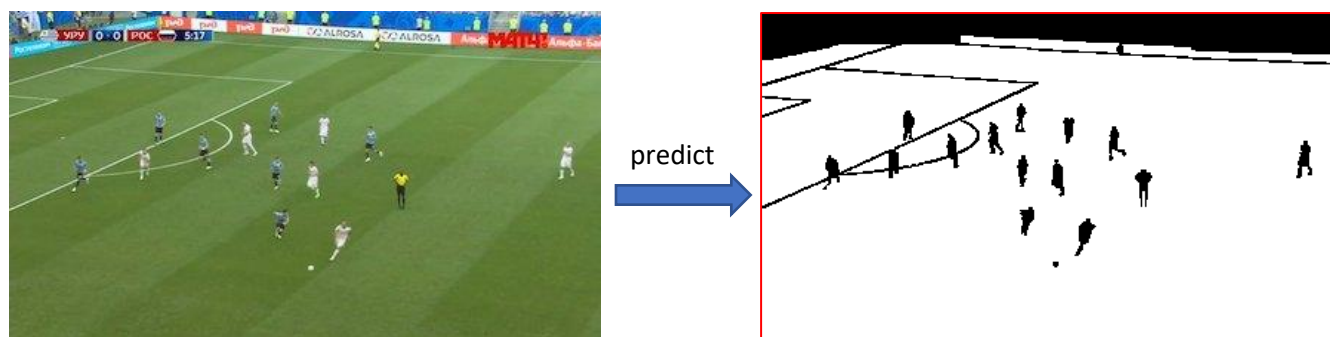
Environment	
Language	Python
Version	3.8
System	Windows
Library	opencv、matplotlib、numpy、sklearn、pandas、collections、warnings

貳、Method

Gaussian Mixture Model:

$$p(x) = \sum_{i=1}^K \phi_i N(\vec{x} | \vec{\mu}_i, \Sigma_i), \quad N(\vec{x} | \vec{\mu}_i, \Sigma_i) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^K |\Sigma_i|}} e^{\left(-\frac{1}{2}(\vec{x} - \vec{\mu}_i)^T \Sigma_i^{-1} (\vec{x} - \vec{\mu}_i)\right)}, \quad \sum_{i=1}^K \phi_i = 1$$

利用上述之公式，並指定需要幾個高斯模型作為基底，利用不同的權重來代表這些不同高斯模型的重要性，找出與數據相近的 Gaussian Mixture Model $p(x)$ ，接著利用建立好的 Gaussian Mixture Model 來預測不同的數據的行為，本次作業利用 Gaussian Mixture Model 來預測影像中的像素點有哪些是足球場的場地區域那些不是，是一個關於 Segmentation 的問題。

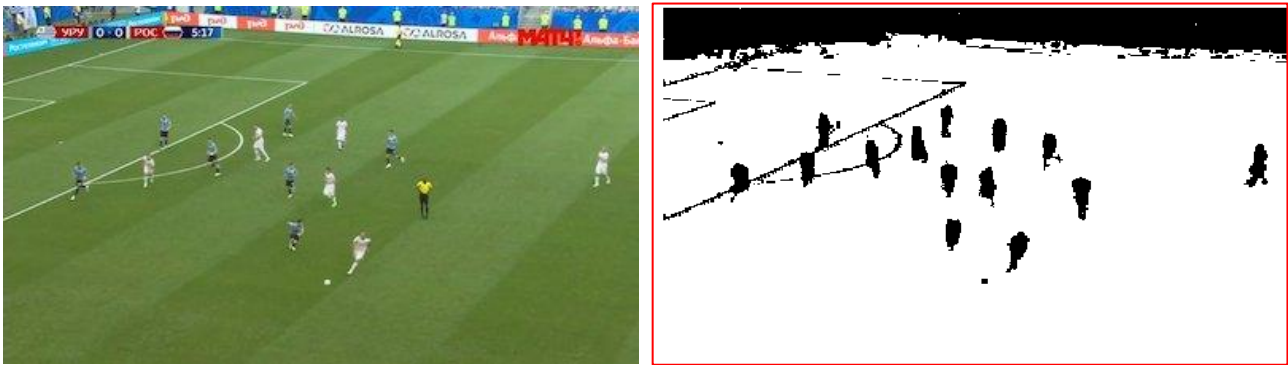


參、Performance

一、Gaussian Mixture Model (M1: Scenario1、Scenario2)

透過 Soccer1.jpg 的 RGB Feature 所建立的 Gaussian Mixture Model (M1)，進行場地區域的 Segmentation 預測，預測結果如下，白色預測為場地的區域，黑色預測為非場地的區域，可以看到 Soccer1.jpg 所預測出來的 Precision 和 Recall 的數值相當高，但 Soccer2.jpg 之預測結果，出現很多預測 Recall 較高 Precision 較低，代表很多非場地的像素點被誤判成場地造成 Precision 結果較差的情形產生。

Soccer1.jpg



Soccer2.jpg



M1 Model Predict Result

	Precision	Recall
Soccer1.jpg	0.98928	0.97678
Soccer2.jpg	0.62793	0.92897

二、Gaussian Mixture Model (M2: Scenario3)

透過 Soccer1.jpg 和 Soccer2.jpg 的 RGB Feature 所建立的 Gaussian Mixture Model (M2)，進行場地區域的 Segmentation 預測，預測結果如下，白色預測為場地的區域，黑色預測為非場地的區域，由於相較於 M1 模型多了 Soccer1.jpg 的特徵，可以看到不管是 Soccer1.jpg 或 Soccer2.jpg 所預測出來的 Precision 和 Recall 的數值都相當高。

Soccer1.jpg



Soccer2.jpg

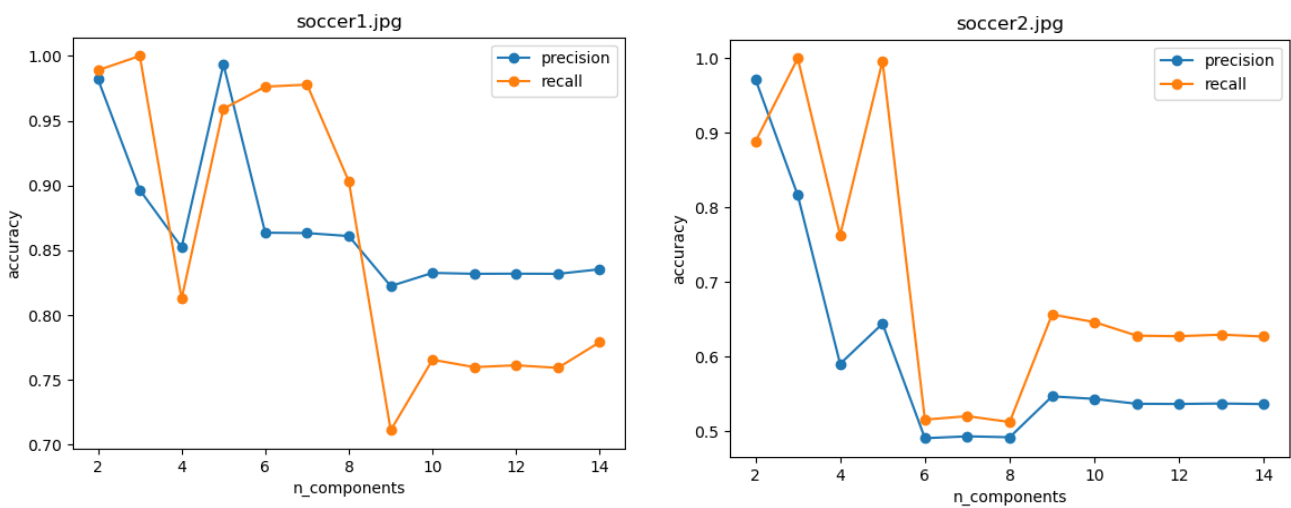


M2 Model Predict Result

	Precision	Recall
Soccer1.jpg	0.98206	0.98896
Soccer2.jpg	0.97246	0.88816

三、Gaussian Mixture Model (Difference Components)

下圖為利用不同的基底數量所建立的 Gaussian Mixture Model，可以看到不管是 soccer1 還是 soccer2 的影像，在基底數量為 2 ($n_components$) 的時候，兩張影像所預測出來的 precision 和 recall 的數值都約略較其他基底數量所建立的 Gaussian Mixture Model 還要好，且隨著基底數量增加所建立出模型之預測結果有下降的趨勢，推測為當基底數量增加，會使的數據更加接近我們所建立的模型，造成影像中的雜訊無意間放大，使得預測結果較差，以本次作業偵測影像中的足球場區域為例，由於綠色草皮為明顯的特徵(不須太多基底代表)，因此建立區分足球場地與非足球場地的 Gaussian Mixture Model 只需要利用基底數量為 2 的 Gaussian Mixture Model 即可。



肆、Reference

- [1] Gaussian Mixture Model。檢自
<https://brilliant.org/wiki/gaussian-mixture-model/>
- [2] Introduction to EM: Gaussian Mixture Models: 檢自
https://stephens999.github.io/fiveMinuteStats/intro_to_em.html
- [3] Gaussian mixture models: 檢自
<https://scikit-learn.org/stable/modules/mixture.html>