

Team 03 Proposal Slide



Hello

B04902083 莊翔旭 B04902048 蔡毓聰



A NEW COLOR CORRECTION METHOD FOR UNDERWATER IMAGING

G. Bianco a*, M. Muzzupappa b, F. Bruno a, R. Garcia b, L. Neumann

^a DIMEG, University of Calabria, 87036 Rende (CS), Italy (gianfranco.bianco, muzzupappa, f.bruno)@unical.it

^b Computer Vision and Robotics Group, University of Girona, 17001, Spain rafael.garcia@udg.edu

^c ICREA, Barcelona, Spain lneumann@silver.udg.edu

Motivation

Waterproof camera?



防水相機興起

但拍出來的水下環境圖像大多都是藍藍綠綠的色調, 且雜訊很多有沒有可能可以透過演算法還原目標物在非水下環境的顏色?



水下作業拍攝



Extensions

- 水下考古文物還原真實色彩
- 幫助研究人員研究水下的生態狀況
- 套用其他影像處理,例如3D建模,物件辨識

Problem definition

In minecraft: /fill 0 0 0 x y z air replace water

盡可能的 讓顏色還原正確

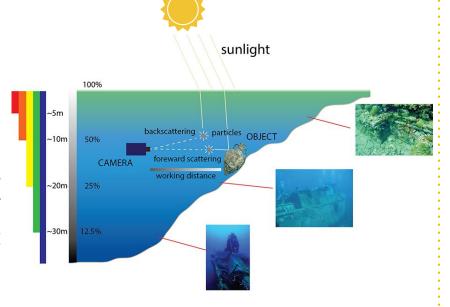
水下環境原圖像的目標物透過演算法 可以盡可能的還原成在非水下環境的 真實色彩。





盡可能的 讓顏色還原正確

光線穿過水會被分層吸收和散射,要還原顏色是很難的,也沒辦法確定結果是否是物體的真實色彩,所以是盡可能的接近。



Algorithm

Powered by thanos infinity gauntlet $label{a}$ color space.



Assumptions

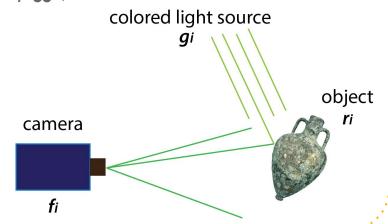
- Uniform light source
- Lambertian object surfaces
- Gray-world assumption

為了簡化複雜的水下的光線散射和折射變化,有以上的假設



Image Formation Model (by Gonzales and Woods, 1992)

 $f_i(m, n) = g_i(m, n) \times r_i(m, n)$ $g_i(m, n) = illuminant$ $r_i(m, n) = reflectance$ $i = \{R, G, B\}$





Gray-World assumption

(by Buchsbaum, 1980)

假設對於有大量色彩變化的圖像, [R G B] 三個分量的平均值會趨於同一個 gray-level。

換句話說, 這篇論文的缺點是如果圖像沒有的色彩變化, 假設就不成立, 後續的處理效果就沒有這麼好, 但大多數的自然風景圖像都會有大量的色彩變化。

最常用於白平衡的演算法中,消除光源的影響。



Gray-World Algorithm

(by Ebner, 2007)

$$f_i^*(m,n) = 1 \times r_i(m,n) = \frac{f_i(m,n)}{g_i(m,n)} \approx \frac{f_i(m,n)}{\overline{f_i}}$$

where
$$f_i^*(m, n) = \text{Output Image}$$

 $\overline{f_i} = mean\{f_i(m, n)\}$

Image Formation Model

$$g_i(m, n) = illuminant$$

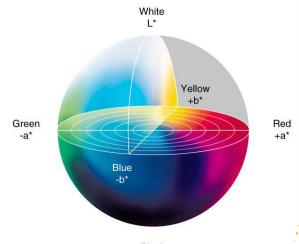
 $r_i(m, n) = reflectance$
 $i = \{R, G, B\}$

laß color space

與顯示設備無關且基於生理特征來描述人視覺感應的顏色系統。

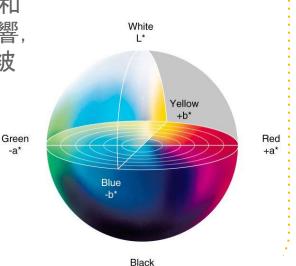
有三種 Channel:

- 【表示從純黑到純白,為像素的亮度;
- a表示從紅色到綠色的範圍;
- β表示從黃色到藍色的範圍;



laß color space

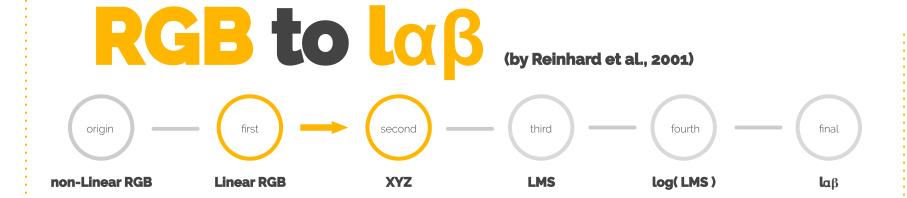
正因為 lαβ 基於生理特征來描述人視覺感應, 和 人的視覺感知較為相近, 且不會受顯示設備影響, 很適合拿來做 color crrection, 廣泛的被應用被 各種色彩校準上。



-a*

RGB to lαβ (by Reinhard et al., 2001) origin first second third fourth final non-Linear RGB Linear RGB XYZ LMS log(LMS) lαβ

RGB image has to be corrected by the non linearity (gamma correction), to work with linear RGB coordinates.



Linear RGB conversion in the XYZ tristimulus values.

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.5141 & 0.3239 & 0.1604 \\ 0.2651 & 0.6702 & 0.0641 \\ 0.0241 & 0.1228 & 0.8444 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

RGB to la (by Reinhard et al., 2001)



From this device-independent XYZ space, we convert the image to LMS space.

$$\begin{bmatrix} L \\ M \\ S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.3897 & 0.6890 & -0.0787 \\ -0.2298 & 1.1834 & 0.0464 \\ 0.0000 & 0.0000 & 1.0000 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix}$$

RGB to laß

(by Reinhard et al., 2001)



Transform the data in logarithmic space.

This step is a result of how our eyes detect lights non-linearly.

$$egin{array}{ll} oldsymbol{L} &= \log L \\ oldsymbol{M} &= \log M \\ oldsymbol{S} &= \log S \end{array}$$

٦

RGB to laß

(by Reinhard et al., 2001)



log(LMS) Transform to lαβ

Achromatic
$$\propto r + g + b$$

Yellow-blue $\propto r + g - b$
Red-green $\propto r - g$

$$\begin{bmatrix} l \\ \alpha \\ \beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{6}} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -2 \\ 1 & -1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{L} \\ \mathbf{M} \\ \mathbf{S} \end{bmatrix}$$





前面在定義需要用到的假設和其公式 現在要正式說明論文提出的 Color Correction 的演算法過程。

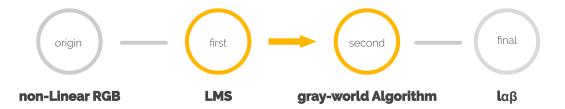




先依據 RGB to lαβ 的過程,將 origin 圖像轉成 LMS。

$$l_i(m, n) = T_{rgb \to xyz} \times T_{xyz \to lms} \times f_i(m, n)$$





在 LMS space 套用 Gray World Algorithm

$$l_i^*(m,n) \approx \frac{l_i(m,n)}{\bar{l}_i}$$





將做完 gray-world Algorithm 的 LMS 轉成 lαβ, 得到以下公式:

$$\log_{10} l_i^*(m,n) \approx \log_{10} \frac{l_i(m,n)}{\overline{l_i}} = \log_{10} l_i(m,n) - \log_{10} \overline{l_i}$$

$$T_{LMS \to l\alpha\beta} \times \log_{10} l_i^*(m,n) \approx T_{LMS \to l\alpha\beta} \times \log_{10} l_i(m,n) - T_{LMS \to l\alpha\beta} \times \log_{10} \overline{l_i}$$

$$l_{l\alpha\beta,i}^*(m,n) \approx l_{l\alpha\beta,i}(m,n) - \overline{l_{l\alpha\beta,i}}$$





將得到的公式對 [α,β] channel 做處理

lαβ

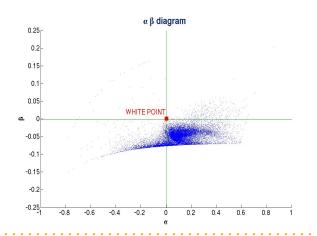
$$l_{l\alpha\beta,i}^*(m,n) \approx l_{l\alpha\beta,i}(m,n) - \overline{l_{l\alpha\beta,i}}$$

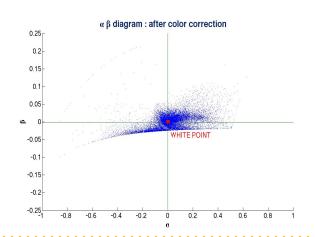




lαβ

值得一提的是, 原先的 gray-world algorithm 會把 RGB space 平均移到 {1, 1, 1}, 而在 lαβ space 底下則會跑到 {0, 0, 0}



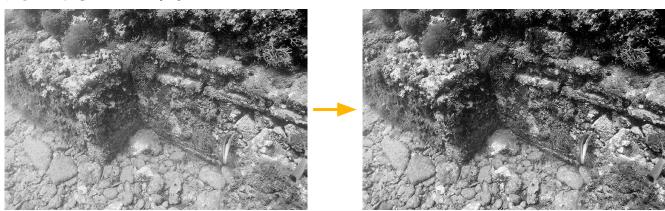






lαβ

{ I } channel 也可以不做 gray-world Algorithm, 做了可以增加 illumination 的對比度, 另外也可以做 histogram stretching 達到差不多的效果。



Results



Part of a brick wall







Raw image

From Paper

Our work



More...





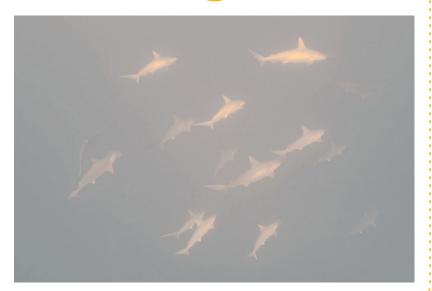


水底的圖片大多只有沙子石頭,或是大面積的藍/綠色
 -> violates gray-world assumption

• 靠近海面會有海浪的折射波紋,深層的海底則必須自己打光 -> violates uniform light source







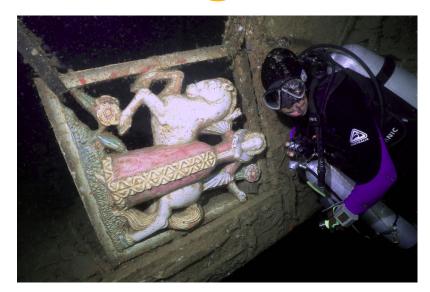














Real-time implement

因為在應用上大多都需要快速預覽結果,希望越快越好。本篇論文的方法 在實作上時間複雜度為 big-O(n) by n = Width*Height

作者在 Mac 上使用 matlab 實作, 591x892 的照片平均 0.7 秒 Apple Mac SPEC:

- Processor 2.7 GHz Core i7
- 16 GB 1600 MHz DDR3 Memory
- NVIDIA GeForce GT 650M 1024 MB



Performance Results

在 Linux 上使用 Python openCV 實作, 591x892(1.5mb) 的照片平均 0.7 s, 和作者在 Mac 上使用 matlab 實作的平均差不多

對於現在動輒好幾 mb 的照片來說,這樣的速度稍嫌慢了一點,例如7.37mb 的圖片大小,就要跑 2.3 s,不過相對於其他演算法,在可以接受的範圍內。



Pros and Cons

- Pros:
 - 不需要任何照片以外的資料
 - 速度相對來說快,也方便實作
- Cons:
 - 假設過於美好,對大部分的照片不成立
 - 色彩不豐富,彩度越高越容易超出 255 的範圍
 - 光源不唯一,容易將照片的色彩轉到奇怪的顏色上

Reference



Image sources

- 1. P06. background:
 - http://news.algaeworld.org/2016/05/underwater-forests-restored-off-sydneys-iconic-beaches/
- 2. P16. Lab Chart
 - https://genialfoto.com/bild/lab-color-chart-e1.html
- 3. P32/35. a wreck diving adventure to Vanuatu
 - https://worldadventuredivers.com/ss-president-coolidge-diving-vanuatu/
- 4. P34. Mission Hammerhead Sharks
 - https://worldadventuredivers.com/diving-yonaguni/



Thanks

Any questions?