

在極度光線情況下應用於膚色校正的方法

黃柏勳

國立高雄應用科技大學 研究生
jackyiverson.bbs@ptt.cc

王敬文

國立高雄應用科技大學 教授
jwwang@kuas.edu.tw

摘要

光線變異會破壞人臉影像品質，並降低人臉辨識率。所以我們提出一個降低光線干擾影像的演算法。首先改良 Gamma 校正，解決了圖片陰暗處輪廓不明顯的問題，此稱為極值局部顏色校正(LCC-EIC, Local color correction in extremely illumination condition)。接著利用柔和化白平衡(SWB, Smoothing white balance)，使膚色不會再發生過度曝光及顏色飽和度流失的問題。最後以三項客觀的圖像一致性衡量指標來為演算法做相同類別下亮度一至性及膚色一至性評比。我們以 CMU-PIE 資料庫為驗證樣本，來與實驗室之前的作品做比較。結果顯示以我們的圖像衡量指標來判斷圖像品質改善，其客觀度媲美做問卷的評比方式。最後將結果圖與梯度臉做結合，而後搭配特徵臉及最近鄰居演算法進行辨識。結果在只取前四根特徵臉的情況下，辨識率就領先 15 個百分點。

關鍵詞：光線變異、極值局部顏色校正、柔和化白平衡、圖像一致性衡量指標、人臉辨識。

Abstract

Lighting variation would destroy the quality of face picture, decreasing the face recognition rate. We propose an algorithm to reduce the inference of lighting. First, we revise the gamma correction, which called LCC-EIC(Local color correction in extremely illumination condition), solving the problem which the face contour disappearing under the shadow side. Then we improve the traditional white balance, making the skin color would not have overexposure and loss of color saturation, which named SWB (smoothing white balance). Finally, we propose the three objective index of image coherence to measure the performance of the algorithm. Using these three index to measure the invariance on intensity and on skin color under different

lighting condition. We use CMU-PIE face database and compare with our previous work. The result shows that our algorithm makes the great improvement on image coherence based on human eye and on our three image coherence index. In the final, we combine our output with Gradientfaces, then using the Eigenface and nearest neighbor for face recognition. The results show that our algorithm leading 15% under first four Eigenfaces.

Keywords: Lighting variation, Local color correction in extremely illumination condition (LCC-EIC), Smoothing white balance(SWB), Image coherence index, Face recognition.

1. 前言

以人類的生物機制來看，不管在白天晚上，抑或是否有酒醉臉紅，在不同光線下的膚色變化，完全不會讓我們認錯人。深究其中，發現一個人的樣貌，在我們的腦海記憶中是以一定的序列排列記錄著。序列所表示的是輪廓嗎？還是膚色呢？這不得而知，只知道每一次看到的序列一定會發生些許的變異。有些變異大，有些變異小，但是序列中大部分的排列，大致來說都沒改變。所以我們設想建構不變的膚色序列及輪廓序列，藉以探討是否能創造出如同人類生物機制的識別模式。

2. 相關文獻

吳泊賢 [1]提出適應性光線補償(ASVD)，將圖片進行奇異值分解，並利用高斯模板作為一張圖片的亮度基準，計算出圖片特徵值的補償係數，藉此自動化地調整圖片亮度。陳彥儒 [2]提出雙準位光線補償(BSVD)，將圖片分解成亮暗兩個部分，分別進行奇異值分解，從而計算亮暗兩張圖片不同的補償係數，藉此改善 [1]中所造成圖片過度曝光的問題。Belhumeur et al, [3]提出光錐(Illumination cone)，利用相同姿勢，不同光照方位的影像圖片，從而重建人

臉的 3D 立體模型。接著模擬不同的光源角度人臉圖片所應該發生的光照反應，藉此來跟測試圖片做比對。Zhang et al, [4]利用梯度臉 (Gradientfaces)，將位於陰暗面的人臉輪廓刮出，藉以重建輪廓的不變異性，而後利用結果圖來做比對。Wang et al, [5]提出緯柏臉 (Weberfaces)，來刮取陰暗面的輪廓，較[4]進步的是其光滑面無雜訊產生。Bianco et al,[6]，事先先計算出經典皮膚色域 (Skin canonical gamut)，接著在有偏光的圖片上，利用偵測到的人臉膚色計算其色域。然後運用色域對應 (Gamut mapping) 來做匹配，可以將圖片色彩還原回原始無偏光的正常圖片。Nachlieli et al, [7]，將人臉偵測出後，再利用資料庫中的膚色數值搭配機率模型來偵測皮膚，而後與人腦記憶中膚色原型 (Skin color memory prototype) 做對應，進而改善圖片中的膚色。Barron et al, [8]，由事先訓練好的數值模型，將圖片拆解為材質圖、光源圖，和深度圖，最後圖片可改變成各式不同的色光及變更材質。Jorstad et al, [9]，利用流形 (Manifold) 的概念，將每一個類別都假設為類似一座山，當發生相同光照方向來源，但是不同類別的圖片時，乍看之下相似度應該很高，可惜的是我們必須將它們想成是兩座不同的山頂，之間的距離沒辦法用最短直線計算，而必須像人類一樣，從山頂 A 爬下去後，接著爬上山頂 B 這種地表距離。作者將圖片轉換到小波空間，搭配事先做好的對照表。可以很快速地計算出圖片間的相似度。Zhuang et al, [10]，事先建立一個光線大辭典 (Illumination dictionary)，裏頭包含各式各樣的光線角度人臉反應圖，而後的每個類別提供一張正常光線圖做為訓練樣本與光線大辭典的圖透過稀疏光線轉換 (Sparse illumination transfer) 來合成新圖，接著新圖透過稀疏表示法 (Sparse representation) 來匹配測試樣本。

綜觀上述的研究發現共有三大類別：(1) 利用合成的方式將測試圖盡可能地以原有的訓練樣本合成出來。(2) 將訓練資料與測試資料投射到一個完全不因光線變異影響的空間，而後進行辨識比對。(3) 將訓練資料經過特殊轉換，使其回復到無偏光環境的原始圖。而本研究將專注於上述第三類，以期望結果達成符合人類肉眼的影像品質改善。

3. 影像亮度對比改善

3.1 直方圖等化及 Gamma 校正

當一張影像亮度整體偏黑又或者是偏白時，一般人經常運用直方圖等化來校正影像亮度，其優點為運算量小且為線性可逆。另外，非線性的方法則有 Gamma 校正，其作用類似於人眼的光線調整機制，在亮度差異小的情況之下會自動調整分配，使其可顯示的亮度範圍變大。其公式如下：

$$O(i, j) = I(i, j)^\gamma \quad (1)$$

其中 $I(i, j)$ 代表輸入影像亮度，範圍為 0 到 1， $O(i, j)$ 代表輸出影像亮度，而 γ 代表著調變係數，其反應如下圖所示：

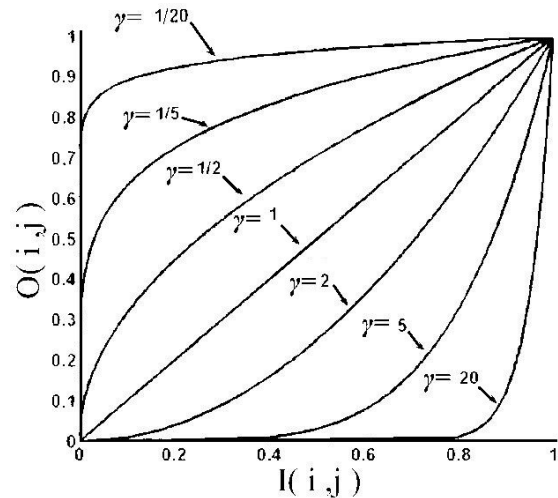


圖 1 Gamma 校正的曲線圖

但是上述的直方圖等化及 Gamma 校正皆為全域轉換，也就是根據圖片的整體亮度資訊來做轉換。在一些特定狀況，如影像包含著部份極暗且同時又有極亮發生的情形下，其亮度改善效果十分不理想。如下圖所示：

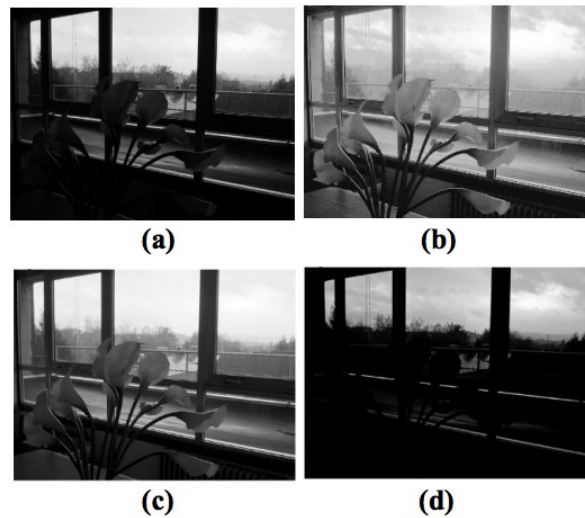


圖 2 (a)原始圖 (b)直方圖等化 (c-d)gamma 校正($\gamma=0.5$, $\gamma=2.5$)

觀察圖 2 發現，想要將一張圖片過亮的區域亮度降低，並且亮度過暗的區域亮度提升，用全域轉換不可行。因為其原理為將同一輸入，指定一個相同的輸出，其並無考慮到部分區域的周圍亮度資訊，也就是說有些亮度對比正常的區域也被迫轉換。類似的問題一般用局部轉換來處理，而最著名的方法就是局部直方圖等化，其結果圖如下：



圖 3 (a)原始圖 (b)局部直方圖等化

由圖 3(b)觀察發現桌子因亮度動態範圍改變過大，產生材質不均勻的現象。而且局部直方圖等化最為人詬病的缺點就是隨著濾波器的尺寸增大導致運算速度降低。為了解決上述問題，我們以 Moroney[11]，[12]為架構，他提出了一個運用非線性遮罩的局部色彩校正方法，稱作局部顏色校正。其有著局部運算概念且結合了 Gamma 校正亮度動態範圍改變適中的優點，且運算量極迅速。

3.2 局部顏色校正

局部顏色校正，是以 Gamma 校正為基礎。首先將彩色圖片轉換成灰階圖片，用意是為了取得圖片的亮度。接著我們假定圖片的灰階範圍是以 8 位元來表示，也就是說亮度範圍是 0 到 255。所以 Gamma 校正對輸入圖片 $I(i, j)$ 上的每一點做轉換，最後產生出輸出圖片 $O(i, j)$ ，其關係式如下：

$$O(i, j) = 255 \left[\frac{I(i, j)}{255} \right]^\gamma \quad (2)$$

γ 一般範圍介於 0 到 3 之間。當圖片同時出現過亮及過暗時，固定單一的 γ 值就需要做變動，以配合不同的圖片區塊亮度，所以我們對 (2) 式作改變。將的 γ 值的變動想像成是一個函數，它會隨著不同的點 (i, j) 及這個點的周遭像素區塊 $N(i, j)$ 來改變，所以 (2) 式變成：

$$O(i, j) = 255 \left[\frac{I(i, j)}{255} \right]^{\gamma[i, j, N(i, j)]} \quad (3)$$

而 Moroney[11]，[12] 所提的 γ 函式如下：

$$\gamma[i, j, N(i, j)] = 2^{\frac{128 - \text{mask}(i, j)}{128}} \quad (4)$$

其中的 $\text{mask}(i, j)$ 如下式：

$$\text{mask}(i, j) = \frac{1}{k(i, j)} \sum_{p=i-K}^{i+K} \sum_{q=j-K}^{j+K} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [(i-p)^2 + (j-q)^2] \right\} \times [255 - I(p, q)] \quad (5)$$

其中 $k(i, j)$ 為正規化係數其表示如下：

$$k(i, j) = \sum_{p=i-K}^{i+K} \sum_{q=j-K}^{j+K} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [(i-p)^2 + (j-q)^2] \right\} \quad (6)$$

σ 為高斯函數在空間域的標準差。所以說來， $\text{mask}(i, j)$ 就是將影像亮度倒反後，再經過高斯低通濾波器所得的結果圖。當 mask 值大於 128 時就代表著是黑像素被它周遭的黑色區塊包圍，所以次方 γ 如 (4) 式所示，其值將會小於 1，帶回到 (3) 式，該點的亮度就會被向上提升。另一方面，當 mask 小於 128 發生時，其對應到的是亮點及周遭的亮區塊，所以就要降低其亮度。最後發生 mask 等於 128 時， γ 值將會等於 0，代表著影像不變。總結來說，當 mask 值越是偏離 128，其亮度改善的效果就越是明顯。而 Schettini et al,[13] 對 γ 函數做了些改變如下：

$$\gamma[i, j, N(i, j)] = \alpha^{\frac{128 - BF\text{mask}(i, j)}{128}} \quad (7)$$

其中 $BF\text{mask}$ 為影像亮度反轉後，再經過雙邊濾波器 (Bilateral filter) 的結果圖。而係數 α 會根據圖片的資訊自動作調整，我們會在之後做介紹。

3.3 雙邊濾波器運用於局部顏色校正

高斯的低通濾波器利用的是周遭像素點來進行亮度平均，且平均化的程度依據的是與中心點的距離遠近。越接近中心點，其權重越大。會有如此假設，是認為相鄰近的點，其亮度值應該也會很相近。但是當面對到邊緣情況時，亮度值的改變就很劇烈，而高斯低通濾波器此時就會將邊緣給模糊化。所以為了平滑化一張圖片，以及避免邊緣被模糊化，Tomasi 和 Manduchi [14] 提出了雙邊濾波器。雙邊濾波器在影像去雜訊上效果卓越。接著將 (7) 式代回

到(3)式就變為：

$$O(i, j) = 255 \cdot \left[\frac{I(i, j)}{255} \right]^{\alpha \left[\frac{128 - BFmask(i, j)}{128} \right]} \quad (8)$$

其中 $BFmask(i, j)$ 代表雙邊濾波器，其公式如下：

$$BFmask(i, j) = \frac{1}{k(i, j)} \sum_{p=i-K}^{i+K} \sum_{q=j-K}^{j+K} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_1^2} [(i-p)^2 + (j-q)^2] \right\} \times \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_2^2} [I_{inv}(i, j) - I_{inv}(p, q)]^2 \right\} \times I_{inv}(p, q) \quad (9)$$

而 $I_{inv}(i, j) = 255 - I(i, j)$ 。正規係數 $k(i, j)$ 如下所示：

$$k(i, j) = \sum_{p=i-K}^{i+K} \sum_{q=j-K}^{j+K} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_1^2} [(i-p)^2 + (j-q)^2] \right\} \times \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_2^2} [I_{inv}(i, j) - I_{inv}(p, q)]^2 \right\} \quad (10)$$

σ_1 為高斯函數在空間域的標準差， σ_2 為高斯函數在亮度的標準差。由(9)式來看，除了原先的高斯濾波器，將周圍的像素平均之外，還多出了像素亮度間的差距也列入考量。如次設計的用意就是為了保留邊緣資訊，避免邊緣亮度也被模糊均勻化。一般說來， σ_1 越大代表包含越遠的像素點也被放進來做亮度平均，而 σ_2 越大則它的作用越接近原始的高斯低通濾波器。濾波器的大小 K 則是取決於在空間域的高斯濾波器，其表示如下：

$$K = \lfloor 2.5 \times \sigma_1 \rfloor \quad (11)$$

而 $\lfloor \cdot \rfloor$ 代表數值的整數部分。如果濾波器尺寸越大，則結果圖會越模糊；反過來說，濾波器尺寸越小，結果圖越清楚，但是也代表著幾乎沒有將周遭的區域資訊納入做考量。

3.4 係數 α 的最佳化

根據不同的圖片對比來因應 α 值，當遇到低亮度對比的圖片時， α 通常使用大於 2 的數值。而當遇到正常亮度對比圖片，我們就無需做亮度對比改善，所以 α 值也就衰退到 1。Schettini et al.[13]提出了一個會依據圖片亮度對比，而自動調整 α 值的方法。首先將(8)式改寫成期望值的形式如下：

$$E[O(i, j)] = 255 \times E \left\{ \left[\frac{I(i, j)}{255} \right]^{\alpha \left[\frac{128 - BFmask(i, j)}{128} \right]} \right\} \quad (12)$$

E 代表期望值。接著假定經過轉換過後的圖片其正常亮度應為中間值 128，所以(12)式變為：

$$E[O(i, j)] = 255 \times E \left\{ \left[\frac{I(i, j)}{255} \right]^{\alpha \left[\frac{128 - BFmask(i, j)}{128} \right]} \right\} = 128 \quad (13)$$

由(9)式得知，遮罩的數值介於 0 到 255 之間。此時我們考慮兩個極端的狀況，然後利用(13)式來求得 α 值。

$$\alpha \cong \frac{\ln(\bar{I}/255)}{\ln(0.5)}, \text{ 當 } BFmask = 255 \quad (14)$$

$$\alpha \cong \frac{\ln(0.5)}{\ln(\bar{I}/255)}, \text{ 當 } BFmask = 0 \quad (15)$$

其中 \bar{I} 代表著原始圖片的平均亮度。而 $\bar{I} < 128$ 代表為暗的影像，它的遮罩值就趨近於 255，因為遮罩是用影像負片，所以亮度經反轉後接近 255。接著就可以利用(14)式估算出 α 值。相反地， $\bar{I} > 128$ 代表為亮的影像，我們就可用(15)式來估算 α 值。最後我們可發現，不管利用(14)式或(15)式，當 \bar{I} 越趨近 128 時， α 值也越接近 1。也就是說圖片亮度根本不須要做任何轉換。本節所介紹的自動調整 α 係數，當實際套用到 CMU-PIE 資料庫時，效果卻不如預期。深入觀察過資料庫的照片後發現，當圖片出現極度黑與極度亮，這種各佔圖片總面積 50% 的情況之下，圖片的平均亮度將會被中合成接近正常對比度的圖片。偏偏 CMU-PIE 裏頭，此類的人臉照佔了資料庫接近五分之一，那我們該怎麼辦呢？所以我們決定提出一個新的修正版，稱為圖片極值平均亮度，來解決這類圖片所造成的 α 調整失效問題。

3.5 圖片極值平均亮度

我們以下圖為例，來對問題做個初步的介紹與定義。

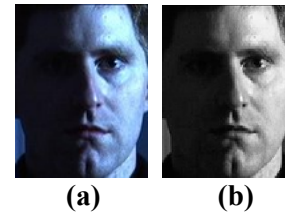


圖 4 (a) 原始影像 (b) 灰階圖像

我們將圖 4(a)轉換為灰階圖 4(b)，並且得到圖

4(b)其平均亮度值為 76。所以依據(14)式計算其 α 值，最後得出

$$\alpha \cong \frac{\ln(\bar{I}/255)}{\ln(0.5)} \cong 1.75 \quad (16)$$

而其局部顏色校正結果圖如下：

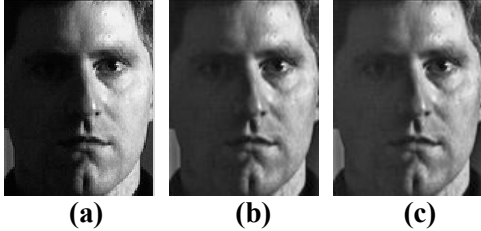


圖 5 (a) 原始灰階圖 (b-c) 局部顏色校正 $\alpha \cong 1.75$, $\alpha = 2$

一般 α 值要大於 2 才会有明顯的亮度對比改善。而我們大費周章利用前一節所介紹的自動調整 α 值的公式，其結果圖並不如比 Schettini et al.[13] 更早的論文 Moroney[11],[12] 直接把 α 值定為 2 的結果。為什麼會發生這種情況呢？讓我們來看看圖 5(a) 的亮度直方圖，如下：

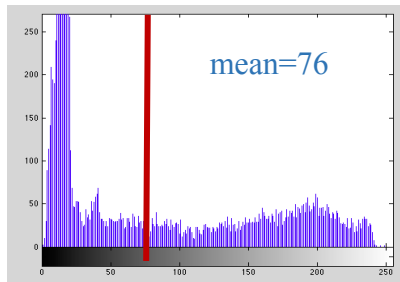


圖 6 為圖 5(a) 的亮度直方圖

我們發現圖片在亮度 25 及亮度 200 分別代表著黑暗與光明這兩大區塊，而如果依據正常的圖片平均亮度計算，其平均值將往中間移動。但是根據(14)式與(15)式來觀察，當亮度平均值越靠近 128，其 α 值就越接近 1，此意味著圖片越接近正常且越不需要做局部顏色校正。但是我們的原始圖片確實是亮度對比極需要改善的那一類，也就是說(14)式與(15)式的自動調整 α 值公式有問題，必須調整。那我們該怎麼下手呢？

我們觀察過 CMU-PIE 一系列人臉圖後，從正常圖片發覺一個現象：當直方圖亮度分成過亮，適中，過暗，正常圖片在亮度適中的面積會大於整張圖片面積一半以上。我們以此來修正(14)(15)式。

if:

$$\left(\sum_{i=86}^{171} I(x, y) = i \right) \geq \frac{1}{2} Area$$

then

$$\bar{I} = \frac{\sum_{i=86}^{171} (I(x, y) == i \cdot N_i)}{\sum_{i=86}^{171} N_i} \quad (17a)$$

else if:

$$\left(\sum_{i=0}^{85} I(x, y) = i \right) > \left(\sum_{i=172}^{255} I(x, y) = i \right)$$

then

$$\bar{I} = \frac{\sum_{i=0}^{85} (I(x, y) == i \cdot N_i)}{\sum_{i=0}^{85} N_i} \quad (17b)$$

else:

$$\bar{I} = \frac{\sum_{i=172}^{255} (I(x, y) == i \cdot N_i)}{\sum_{i=172}^{255} N_i} \quad (17c)$$

所以根據圖片極值平均亮度計算得到圖 4(b) 的 $\alpha = 3.46$ ，結果比較圖如下：



圖 7 (a) 原始影像 (b-d) 局部顏色校正 $\alpha \cong 1.75$, $\alpha = 2$, $\alpha \cong 3.46$

由圖 7 觀察看來，圖片的亮度對比確實有所改善，但是影像色彩的飽和度也被破壞了。此情況隨著 α 值越大，飽和度破壞也越嚴重。

3.6 色彩飽和改善

Sakaue et al.[16] 以 Ishihara et al.[15] 為基礎架構，提出了以下的色彩飽和改善公式：

$$R'' = \frac{1}{2} \left[\frac{Y'}{Y} (R' + Y) + R' - Y \right] \quad (18a)$$

$$G'' = \frac{1}{2} \left[\frac{Y'}{Y} (G' + Y) + G' - Y \right] \quad (18b)$$

$$B'' = \frac{1}{2} \left[\frac{Y'}{Y} (B' + Y) + B' - Y \right] \quad (18c)$$

其中 Y' 為經過局部顏色校正後，將其轉換到 YCbCr 色彩空間後的 Y 通道。YCbCr 中的 Y 通道，時常被稱為色彩亮度。而 Y 為原始圖片，其轉換到 YCbCr 後的 Y 通道。 R' ， G' ， B' 為經過局部顏色校正後的 RGB 通道。結果圖如下：



圖 8 (a) 原始圖片 (b-d) 經局部顏色校正後 $\alpha \cong 1.75$, $\alpha = 2$, $\alpha \cong 3.46$ (e-g) 經局部顏色校正及色彩飽和改善，分別代表 $\alpha \cong 1.75$, $\alpha = 2$, $\alpha \cong 3.46$

觀察圖 8(g) 後，發現圖片亮度對比及色彩飽和度確實都明顯提升，且在黑影處的輪廓也較原先的圖 8(e)(f) 明顯許多。我們接下來要處理光源色彩的問題。

4. 光線色彩平衡

不管在室內又或者室外環境作攝影，攝影師都會面臨一個問題-偏光(color cast)。其意為所處環境其光色並非為 R, G, B 三通道平均分配，如下圖所示：



圖 9 (a) 偏光圖 (b) 無偏光圖

我們實驗的 CMU-PIE 人臉資料庫，其光線變異分為兩類(1)Illumination, (2)Light。如圖 10 所示。

Illumination：其並無任何環境光源，而在拍照時所打的拍攝燈光偏藍色。

Light：其環境光源如圖 10(b) 所示，而圖 10(c) 為其環境光源混合著拍攝燈光。

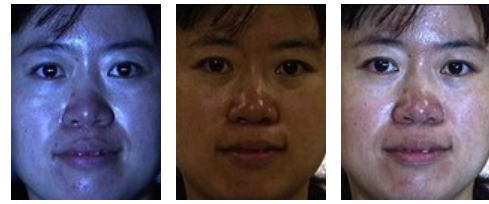


圖 10 (a) Illumination (b-c) Light

而我們目前要努力的，不在於哪一種光源特別讓人有溫馨，浪漫，舒服的感受。而是如何把圖 10 的三張圖，經過轉換後，三張圖的皮膚顏色要一模一樣。如此操做，將有助於提升人眼圖像品質感官及機器視覺的人臉辨識率。

我們觀察過圖 10 三張圖其個別的 RGB 色彩空間直方圖後，為正常符合人眼感官程度的圖片做了以下直觀假設：

- (1) 圖片的三通道顏色比例必須為 1 : 1 : 1。
- (2) 圖片的三通道的平均亮度要趨近於 128。

而專業的攝影師經常利用特殊器材來消除環境中的偏光，以達到上述兩個假設。

4.1 白平衡

不同的溫度，會讓人體有不一樣的感受，所以天冷時人們藉著穿衣服或吃熱飲來抵抗體溫的散失，而天氣熱時則吃冰品來降體溫。而不同的色溫也會造成圖片產生不同的顏色，可惜的是相機沒辦法有如人眼般的自動調節機制，所以拍出來的照片時常與我們當下看的場景有不小的出入。攝影師們如何克服這類問題呢？有些人借助灰卡或濾鏡，而另一些人就直接用相機內嵌的自動白平衡功能。說到底，這些東西的作用就是希望相機能配合當時的色溫自動調整，而不會讓拍攝的場景顏色失真。讓我們先來檢視圖片的基本成像，如下所示：

$$I = I_R + I_G + I_B \quad (19)$$

其中 I_r , I_g , I_b 為圖片 I 的 RGB 三通道圖片。

$$I_R = R_R \cdot L_R \quad (20a)$$

$$I_G = R_G \cdot L_G \quad (20b)$$

$$I_B = R_B \cdot L_B \quad (20c)$$

而 R_r , R_g , R_b 為圖片的真實材質顏色圖， L_r , L_g , L_b 為光線顏色。也就是說圖片的顏色會因

為物品的材質不同及受到不一樣色光照射，最後反射出不同的顏色。有時人們會將色光的來源方向及物品的深度資訊也納入作為最後成像組成的因素之一。在這裡我們要做滿足人眼的圖片品質判別，所以我們必須將圖片還原回原始無任何偏光效果的狀態，所以求出材質圖 R_R, R_G, R_B 將是很大的進步。

$$R_R = \frac{I_R}{L_R} = I_R \cdot W_R \quad (21a)$$

$$R_G = \frac{I_G}{L_G} = I_G \cdot W_G \quad (21b)$$

$$R_B = \frac{I_B}{L_B} = I_B \cdot W_B \quad (21c)$$

其中 W_R, W_G, W_B 則白平衡的調變係數，它會幫助我們達成上一節最後的那兩項直覺假設特性。其做法如下：

$$\bar{M} = \frac{\bar{I}_R + \bar{I}_G + \bar{I}_B}{3} \quad (22)$$

其中 $\bar{I}_R, \bar{I}_G, \bar{I}_B$ 分別為 I_R, I_G, I_B 圖像的亮度平均值。

$$W_R = \frac{\max(\bar{M}, 128)}{\bar{I}_R} \quad (23a)$$

$$W_G = \frac{\max(\bar{M}, 128)}{\bar{I}_G} \quad (23b)$$

$$W_B = \frac{\max(\bar{M}, 128)}{\bar{I}_B} \quad (23c)$$

這裡有一個值得討論的地方， $\max(\bar{M}, 128)$ 為不得低於 128。但是我們知道有些圖片，其部分區域亮度相對於圖片整體平均亮度來說算是很高。當其白平衡參數遠大於 1 時，雖然圖片整體亮度向上提升，可是會造成這些本身很亮的區域出現過度曝光(overexposure)現象，如下圖所示：

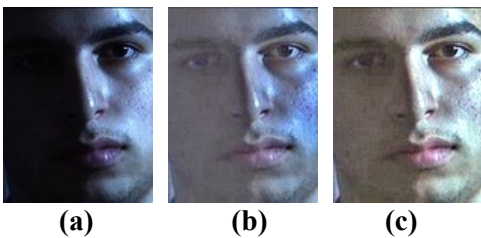


圖 11 (a) 原始圖片 (b) 經過局部顏色校正 (c) 再經過白平衡

4.2 柔和化白平衡

想要提升亮度，但又不希望某些區域發生過曝的現象。為此 Mertens et al.[17]提出一個稱為曝光融合(Exposure fusion)的方法，利用一系列不同光圈影像，結合為一張亮度均勻的圖片，但我們實際運用後發現不適用於 CMU-PIE 資料庫。為什麼呢？因為圖片在不同的光圈下，其圖片部分區域的資訊會顯示出來。但是我們是單張圖片，縱使如何調整亮度，資訊就是有限，所以我們能做的就是盡可能地在提升圖片亮度及保持顏色飽和度上找到一個平衡點。

我們試著回想相同狀況也發生在直方圖等化上，因為亮度動態範圍改變過大，導致雜訊點被凸顯出來。所以這裡我們得到的經驗是亮度改變的比例不宜過大，以(23)式中的 128 來說，其結果圖在絕大多數的圖片結果是令人滿意的。但為了改善少數特殊狀況，這裡決定將它的效果做中和，至於與哪個數值做中和呢？我們會依情況來分類，如下所示：

$$\bar{I}_{max} = \max(\bar{I}_R, \bar{I}_G, \bar{I}_B) \quad (24a)$$

$$\bar{I}_{med} = \text{medi}(\bar{I}_R, \bar{I}_G, \bar{I}_B) \quad (24b)$$

$$\bar{I}_{min} = \min(\bar{I}_R, \bar{I}_G, \bar{I}_B) \quad (24c)$$

情況 1: $\bar{M} \geq 128$

$$W_R = \frac{(\bar{I}_{med} + \bar{I}_{min})/2}{\bar{I}_R} \quad (25a)$$

$$W_G = \frac{(\bar{I}_{med} + \bar{I}_{min})/2}{\bar{I}_G} \quad (25b)$$

$$W_B = \frac{(\bar{I}_{med} + \bar{I}_{min})/2}{\bar{I}_B} \quad (25c)$$

取中位數與最小值的用意是假定其最大值為異數(outlier)，離亮度 128 最遠，故予以捨去。

情況 2: $\bar{M} < 128$

$$W_R = \frac{(\bar{I}_{max} + \bar{I}_{med})/2}{\bar{I}_R} \quad (26a)$$

$$W_G = \frac{(\bar{I}_{max} + \bar{I}_{med})/2}{\bar{I}_G} \quad (26b)$$

$$W_B = \frac{(\bar{I}_{max} + \bar{I}_{med})/2}{\bar{I}_B} \quad (26c)$$

同理，最小值為異數，故捨去。

$$I = I_R \cdot W_R + I_G \cdot W_G + I_B \cdot W_B \quad (27)$$

另一方面平均亮度為 128 的圖片也是相同作法。

$$W_{Rm} = \frac{128}{\bar{I}_R} \quad (28a)$$

$$W_{Gm} = \frac{128}{\bar{I}_G} \quad (28b)$$

$$W_{Bm} = \frac{128}{\bar{I}_B} \quad (28c)$$

其輸出的圖片為：

$$I_m = I_R \cdot W_{Rm} + I_G \cdot W_{Gm} + I_B \cdot W_{Bm} \quad (29)$$

將它與(27)式的輸出圖做中和。

$$I_o = \frac{I + I_m}{2} \quad (30)$$

結果圖如下所示：



圖 12 由上列到下列依序為原始圖片，傳統白平衡，柔和化白平衡

5. 實驗結果與討論

5.1 人臉補償結果比較

我們將與實驗室先前發表的成果，吳泊賢[1]的 ASVD，陳彥儒[2]的 BSVD，及兩篇還未發表的作品，Le 的 WASVD 及 ASVDF 做比

較。如圖 13 所示：



圖 13 由上列到下列依序為原始圖片，ASVD，BSVD，WASVD，ASVDF，及本文提出的方法

5.2 圖像一致性衡量指標

首先第一項衡量指標是對所有的的圖片轉為灰階圖，而後每位成員對其自己的一系列圖像做亮度平均，之後再將前面的亮度平均再做一次平均，這就稱為專屬於自己的膚色亮度平均。其意味著不管這什麼樣的環境下，這個人的膚色平均亮度大抵如此。接著把所有人的專屬亮度平均再進行一次平均，這個數值就是我們的第一個衡量指標。這麼做的用意是為了觀察資料庫所有圖片的平均亮度，其是否為接近人眼亮度舒適區的中間值 128。這當中有人會質疑這個指標不太適用於非洲裔人種，因其影像平均亮度越接近 128，膚色越不正常。這很有道理，但我們也可以發現 CMU-PIE 人臉資料庫當中有很多白色人種，其皮膚照射到光線馬上全反白，出現過度曝光，此現象或許可以抵銷掉前面的非洲裔膚色效應。所以不如就這麼假設，CMU-PIE 人臉資料庫中的人種其膚色是呈現高斯曲線分佈，如此做就可以合理化為何將膚色平均亮度設為 128。

第二項衡量指標是將每個人自己一系列的圖像其亮度做平均，接著取其標準差，之後將所有人的標準差做平均。這麼做的用意為自己和自己比，先不用和別人比較。每個人自己不管在 illumination 或是 light 兩個環境是不是長的都一樣，如果都長得很像，證明了演算法已經建立了亮度不變異性，其標準差的結果將會很小。接著覺得自己確實很優秀後，我們再來跟別人比。所以我們取標準差的平均，是想觀察經過我們這樣的教育方式，所有人是不是都一樣優秀，也就是他們標準差的平均值是不是都一樣很低。

第三項衡量指標是特別針對色彩平衡來做考驗。如果光線顏色是正常的，也就是說都是白色，差別只有亮度不同，全白的地方在光線暗一點的地方變灰色，在暗一點變成黑色。所以在白光照射下，皮膚的顏色永遠是與我們記憶相符的那種顏色，只是在強一點的光線下是亮的膚色，在暗一點的地方變成暗的膚色。但是如果光線不是白色，原本是白色的區域變成藍色，換一個環境又變成橘色，這就是光線色彩沒有平衡。在此狀況下，膚色也會如七彩霓虹燈一樣，千奇百怪。所以如果我們的方法夠優秀，其不管在任何環境下都是記憶中的膚色，膚色的紅與綠通道比例，紅與藍通道比例，綠與藍通道比例，這三個比例在同一個人但不同環境下，其變動率應該都很小，如下式：

$$CB_i = std\left(\frac{R}{G}\right) \cdot std\left(\frac{R}{B}\right) \cdot std\left(\frac{G}{B}\right) \quad (31)$$

(31)式為第 i 個成員其所有環境下圖片的紅綠通道比例取標準差，如果光線色彩確實平衡，此數值變動範圍應該很小，接著與紅藍比例取標準差及綠藍比例取標準差相乘。若這三個數值變動範圍都很小，其意味著色彩平衡度 CB ，其變動的範圍更小。我們將會為所有人物其 CB 值做平均。我們為這三項指標做統計如下圖所示：

表 1 圖像一致性衡量指標統計表

| | IC1 | IC2 | IC3 |
|--------------------|-----|-------|-----------------------|
| Ori | 96 | 34.63 | 0.0342 |
| ASVD | 94 | 14.07 | 0.0392 |
| BSVD | 82 | 11.80 | 0.0372 |
| WASVD | 108 | 27.49 | 0.0084 |
| ASVDF | 107 | 26.57 | 8.88×10^{-4} |
| LCC-EIC+SWB | 124 | 9.32 | 9.90×10^{-9} |

由表 1 結果得出本論文提出的方法其圖像亮度平均值最接近亮度 128。而在不同環境下

的亮度標準差平均，我們也是最小的，說明了我們的演算法得出了在不同環境下不同人物間有亮度一至性。最後色彩平衡值我們的變動範圍也最小，證明在不同環境下不同人物間我們依舊保持膚色一至性。

5.3 人臉辨識率比較

我們的辨識系統是利用 Turk et al[18]所提出的特徵臉，搭配最近鄰居法來作為我們的人臉辨識系統。其中資料庫裡共 68 名成員，每位成員有 21 張室內圖與 24 張室外圖，合計共 45 張圖。我們每人隨機取 15 張圖做為訓練樣本，剩餘的 30 張圖為測試樣本，其辨識結果顯示人臉補償效果對辨識率影響不明顯。原因是所有的方法皆能有效地改善亮度，但每個方法其結果圖的最大變異軸-特徵臉皆相似，故將測試圖片投射到這些特徵臉所得到的座標也相似，導致最後辨識率幾乎相同。至於我們所做的色彩平衡，因為將彩色圖轉換到灰階圖後，接著進行特徵臉辨識。所以從灰階圖中，我們所做的色彩平衡貢獻完全沒辦法有作用。

我們決定利用 Zhang et al[4]所提出的梯度臉，將每一個方法的結果圖先轉換到其梯度臉，之後再利用上述的人臉辨識系統進行辨識。梯度臉的結果圖如下：

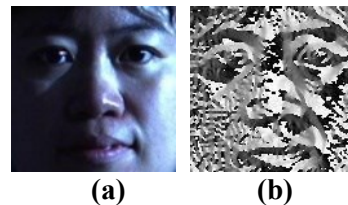


圖 14 (a) 原始圖 (b) 梯度臉

其辨識率見下頁表 2：

可以發現本文提出的方法其人臉辨識率遠高於其他方法，原因為在極度偏光情況下的輪廓，其在梯度臉辨識系統中大大地發揮功效。特別是在只取少量的特徵臉，其變異度就能完全擴大，進而大幅提升人臉辨識率。總括來看我們的演算法具有輪廓的一致性。

6. 結論

我們將光線影響人臉圖片品質問題拆解成亮度對比及顏色平衡，並且改良了原先的演算法，使得亮度對比會依據光線亮度的正常性來做調整。接著改良傳統的白平衡，使其避免過度曝光與顏色飽和度消失問題。最後得出

表 2 梯度臉的人臉辨識率結果

| Eigenface # | ori | ASVD | BSVD | WASVD | ASVDF | LCC-EIC +SWB |
|-------------|-------|-------|-------|-------|-------|-----------------|
| 2 | 32.50 | 32.35 | 35.05 | 34.36 | 34.22 | 39.61 |
| 4 | 54.95 | 55.93 | 57.60 | 56.86 | 56.03 | 73.43 |
| 6 | 71.32 | 71.32 | 70.64 | 71.96 | 71.27 | 81.13 |
| 8 | 79.75 | 79.56 | 80.74 | 80.05 | 79.56 | 86.52 |
| 10 | 84.66 | 85.39 | 85.29 | 86.27 | 85.05 | 90.29 |

來的結果，我們將單一人物分別在 illumination 與 light 兩個不同環境下，其人臉補償後的圖像，兩個不同環境產生了膚色一致性及輪廓一致性。

參考文獻

- [1] 吳泊賢，「適應性投影色彩空間應用於人員辨識」，國立高雄應用科技大學光電與通訊研究所碩士論文，2011。
- [2] 陳彥儒，「有效的光線補償方法用於人臉辨識」，國立高雄應用科技大學光電與通訊研究所碩士論文，2012。
- [3] A. Georghiadis, P. Belhumeur, and D. Kriegman, "From few to many: illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 6, pp. 643-660, 2001
- [4] T. Zhang, Y. Y. Tang, B. Fang, Z. Shang, and X. Liu, "Face recognition under varying illumination using Gradientfaces," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 18, no. 11, pp. 2599-2606, Nov. 2009.
- [5] B. Wang, W. Li, W. Yang, and Q. Liao, "Illumination normalization based on Weber's law with application to face recognition," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 18, no. 8, pp. 462-465, Aug. 2011.
- [6] S. Bianco and R. Schettini, "Color constancy using faces," *Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 65-72, Jun. 2012.
- [7] H. Nachlieli, R. Bergman, D. Greig, C. Staelin, B. Oicherman, G. Ruckenstein, and D. Shaked, "Skin-sensitive automatic color correction," *Tech.rep., HP Labs*, 2009.
- [8] J. Barron and J. Malik, "Color constancy, intrinsic images, and shape estimation," *Proc. Of the European conference on Computer Vision*, vol. 4, pp. 57 - 70, 2012.
- [9] A. Jorstad, D. Jacobs and A. Trouvé, "A fast illumination and deformation insensitive image comparison algorithm using wavelet-based geodesics," *Proc. of the European conference on Computer Vision*, vol. 4, pp. 71 - 84, 2012.
- [10] L. Zhuang, A. Yang, Z. Zhou, S. Sastry and Y. Ma, "Single-sample face recognition with image corruption and misalignment via sparse illumination transfer," *Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 3546-3553, Jun. 2013.
- [11] N. Moroney, "Local color correction using non-linear masking," in *IS&T/SID Eight Color Imaging Conference*, pp. 108 - 111, 2000.
- [12] N. Moroney, R. Beausoleil, and I. Sobel, "Local color correction," in *US patent 6822762*, Nov. 23, 2004.
- [13] R. Schettini, F. Gasparini, S. Corchs, F. Marini, A. Capra, and A. Castorina, "Contrast image correction method," *Journal of electronic imaging*, vol. 19, no. 2, pp. 023005-1 - 023005-11, Apr. 2010.
- [14] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," in *International Conference on Computer Vision*, pp. 836 - 846, Jan. 1998.
- [15] H. Ishihara, H. Yamashita, Y. Matsumoto, and S. Maruno, "Adaptive gamma correction of fullcolor images," in *IEEEJ Tech. Rep.*, 91-04-08, Apr. 1991.
- [16] S. Sakaue, A. Tamura, M. Nakayama, and S. Maruno, "Adaptive gamma processing of the video cameras for the expansion of the dynamic range," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, pp. 555-562, 1995.
- [17] T. Mertens, J. Kautz and F. Reeth, "Exposure Fusion," *In pro. of Pacific Graphics*, 2007.
- [18] M. Turk and A. Pentland, "'Eigenfaces for recognition," *In proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 586-591, 1991.