評估自動多參考眼睛修復的眼睛美學

薄言 , 林青, 譚偉民, 週十力 上海市重點實驗室

智能信息處理,

復旦大學計算機學院

 $\{by an, 18210240028, wmt an 14, 15307130270\} @ fudan.edu.cn$

抽象的

隨著藝術形象的廣泛使用,審美品質作為評價受到廣泛關注。 如何將美學融入圖像編輯中仍然是一個值得討論的問題。本文介 紹了審美評價

第一次進入眼睛的繪畫任務。我們構建

一個眼美學數據集,並在此基礎上訓練眼美學評估網絡。然後我們 提出一個新的眼睛

審美和麵部語義引導的多參考眼睛繪畫GAN方法(AesGAN),在 眼睛美學的指導下自動選擇最佳參考。

網絡中還引入了一種新的審美損失,以學習眼睛的審美特徵並生成 高質量的眼睛。我們在實驗中證明了眼睛美學作為評估的有效性, 這可能會激髮美學評估的更多應用。無論是質的還是

定量實驗結果表明,提出的 AesGAN 可以產生更自然和視覺上的吸引力 眼睛與最先進的方法相比。

一、簡介

審美質量評估 [14,15] 隨著數字技術的廣泛應用,需求不斷增加 圖像在社交、交流、娛樂、購物等方面的應用。圖像的審美品質在 很大程度上決定了它的使用可能性,這是人類愛好的本質。

審美的東西。圖像審美質量評估對於從海量在線圖片中篩選美圖、 推薦用戶喜歡的美圖、以及

了解圖像屬性,例如圖像合成, 對比度和照明。眼部審美評估,一個分支 圖像美學評估,旨在使用計算 評價人臉圖像"美感"的方法 通過模擬人類對美的感知和認知。 眼睛審美質量對用戶滿意度有很大影響

這項工作得到了國家自然科學基金的支持(批准號:61772137)。



圖 1. 眼睛修復結果 ·列代表: (a)圖像

內畫 \prime (b) Adobe Photoshop Elements 2019 中商業最先進的眼睛張開算法 \prime (c) ExGAN 結果 [7]

(d) 我們的 AesGAN 結果。

有照片的派系。了解眼睛的審美素質也是 對於選擇更好的人臉圖像很有用。此外,它可以 用作將劣質眼睛恢復為優質眼睛的指南 那些,即眼睛畫。

眼部美學質量評估是一項具有挑戰性的任務 由於其極其主觀的性質。評估眼睛審美質量不能簡單地使用客觀 質量評估方法,如 PSNR、MSE 和 SSIM [25],

常用於評估圖像的失真。在相比之下,眼部審美素質的評估需要很多由於人們的喜好,手動標記。目前,目前還沒有關於眼美學質量評估的研究。此外,眼睛美學質量評估可以幫助我們了解人臉圖像中眼睛的質量。不滿足於只知道審美品質

的眼睛,我們也希望我們可以以此為指導 讓可憐的眼睛更逼真。結果,產生了畫中的眼睛,可以看作是一種 應用

眼睛美學。

對眼睛內畫的研究很少。圖1

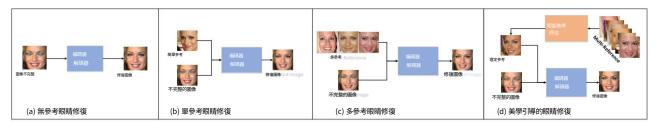


圖 2. 不同眼睛修復框架的比較。 (a) 傳統的眼睛修復方法不使用參考,僅參考

使用不完整的圖像作為輸入,最後通過編碼器和解碼器輸出修復後的圖像。 (b) 基於單參考的眼睛在繪畫方法中使用一個參考圖像來輔助繪畫,而 (c) 基於多 參考的眼睛繪畫方法需要多個

參考。 (d) 我們提出的審美引導眼睛修復方法以審美作為參考選擇的標準,並使用 最終選擇的圖像作為輸入。

顯示了一些結果。畫眼是臉的一個分支

恢復問題,主要應用於閉眼

和瞇眼的情況,以產生真實自然的新眼睛。目前的方法可以總結

如圖 2 所示的三種類型的框架。

前三個框架關注是否使用

參考樣品或使用多少參考樣品。

ExGAN [7] 方法已經很好地證明了身份保留的眼睛修復結果可以通過 參考

相同的身份示例。儘管如此,這三個框架都沒有考慮參考示例的選擇,

這是一個實際問題。此外,對眼睛修復至關重要的眼睛美學,還沒有被

在這些框架中考慮。這些觀察促使我們開發一個新的框架:以美學為 導向

Eye In-painting,解決了選擇問題

基於我們提出的眼睛美學評估的多個參考示例。

由於缺乏對眼睛美學的研究,目前尚無

可直接用於眼睛美學評估的數據集。

在現有人臉數據集的基礎上,我們剪掉了眼睛

並邀請 22 名志願者對眼睛質量進行美學評估。標記的數據集包含 1,040 張眼睛圖像,

所有這些都分為兩類

人工標註的平均水平:美觀

或不。基於這個數據集,我們訓練眼睛審美

評估網絡。我們將眼睛美學評估系統引入眼睛修復工作。首先,它可以

自動為眼睛選擇合適的參考

一代。然後我們引入審美損失來強制

繪畫網絡學習眼睛的審美特徵,以及

促進生成的眼睛更逼真。

本文主要有以下貢獻:

1. 本文首先展示了審美作為評估在多參考眼睛修復任務中的有效性,它

可能會啟發將審美評估引入其他人 在未來工作。

2.我們註釋一個新的眼睛美學數據集並構建 眼睛美學評估網絡。盡我們所能 知識,我們是第一個將圖像重建的分支引入質量評估網絡的,並且

驗證其在保持樣本唯一性和提高網絡性能方面的有效性。

3.通過眼睛補漆任務,效果

眼部審美評估網絡得到證明。我們提出了一種新穎的眼睛美學和麵部 語義引導的多參考眼睛修復 GAN 方法(AesGAN)。通過使用眼睛美 學評估網絡提供的高質量參考和美學特徵,我們的眼睛修復方法的性 能優於其他方法。

最先進的定性和定量方法 結果。

二、相關工作

2.1 。審美評估

圖像美學評估 [8, 12, 6] 旨在使用計算機模擬人類的感知和認知 具有重要的應用前景 服裝設計、美妝、面部編輯和圖片 美化 [20, 3] 等。除了一些客觀性, 圖像審美質量評價具有很強的主觀性, 這比其他圖像處理任務更難。

最近,圖像審美評價被視為

一項獨立的任務。然而,提取美學特徵的深度網絡可能無法很好地解釋美學。對於不同的美學任務,美學的定義也相應發生變化。面部圖像不同

來自具有更具體審美特徵的普通自然圖像[21],尤其是眼睛區域。因此,我們認為美學評估可以應用於更具體的圖像處理任務,例如眼睛

畫中∘這不僅有助於產生更逼真的

結果,也使得提取的審美特徵

審美網更能說明問題。

與其他計算機視覺任務相比,圖像美學的數據獲取難度更大,整體

數據量更小。以圖像識別任務為例

充足,這項任務有大量的研究成果和

大型數據集,例如 ImageNet [5],擁有超過 1400 萬張圖像和標記數據。只有少數數據集

可用於圖像美學質量評估,其中

最大的 AROD [24] 和 AVA [19] 只有 380K

和 250K 圖像 分別 。這些標記數據

圖像是由用戶在在線圖像共享網站上獲得的。

這些圖像大部分來自相機攝影和

不能直接用於眼部審美評估。

由於缺乏對眼睛美學的研究,我們標記了一個包含1,040張眼睛圖像的數據集。基於這個數據集,

我們訓練眼睛審美評估網絡。然後我們

將眼部審美評估系統引入作品

的眼睛畫。

2.2.眼睛繪畫

最近越來越多的人傾向於用自拍來記錄生活。每天都有大量的照片出現在 社交媒體上,尤其是肖像,其中一些需要修復

瑕疵 [29, 4, 26]。眨眼和閉眼 照片是困擾人們的大問題,它促進 眼睛畫的任務。

隨著 GAN [10] 的廣泛使用,圖像恢復工作可以獲得更真實的結果[22,11,28]。非參考

GAN 只能根據經驗生成眼睛,不能根據照片中給定的身份生成眼睛。然而,不同的人的外貌和麵部結構是多種多樣的。這

一個人的樣本是必要的 '這可以使GANs 生成與身份更一致的新眼睛 人[18]。

以前的眼睛修復方法直接將參考圖像與要修復的圖像結合起來[1,2,23]。

這些方法沒有考慮語義和

眼睛周圍的結構信息,因此它們顯示出較差的 光線或面部姿勢不同時的畫中表現,例如商業最先進的眼睛

打開算法如圖1 (b)所示。此外,一些的方法依賴於自動眼睛識別,但 許多閉眼照片的眼睛部分沒有被很好地檢測到。

ExGANs [7] 使用相同的不同圖像之一 身份作為生成器訓練的參考,可以 向發電網絡提供附加信息。 與之前的 GAN 不同,這些額外的身份信息可以在多個點插入到網絡中

幫助它有更好的表達能力。雖然 ExGAN 可以產生真實的眼睛補漆效果,也有一些 限制。樣本的隨機選擇只能提供基本的參考信息,而沒有考慮到

考慮眼睛的質量和適應性。面對時 由於眼睛和側面被遮擋 iExGAN 無法執行

令人滿意。因此,我們增加了眼睛美學評估和人臉語義解析的約束,並替換了



圖 3 標記的眼部美學評估數據集 到人工評分。該數據集共有 1,040 張眼睛圖像 分為兩類。第一行顯示低質量的眼睛 圖像,第二行顯示高質量的圖像。

原來的方形面具和橢圓面具來解決這些 限制。圖 1 還顯示了我們的眼睛在繪畫網絡中與 ExGAN 相比的結果。

3. 眼部審美評估

3.1。構建美學數據集

眼部美學評估仍是一個新課題 很少的研究。不同於傳統的審美評價

任務,我們需要為眼睛美學建立一個特定的數據集。

鑑於獲取審美數據集的難度,我們

選擇標記傳統的人臉數據集。 CAS PEAL[9] 人臉數據集包含 1,040 張人臉 正面圖像

並對剩餘的客觀因素進行標準化,使

網絡的訓練更側重於提取眼睛的有效特徵。所以我們選擇使用 CAS PEAL 數據集進行標記和訓練。

基於 CAS-PEAL 數據集,我們標註了一個新的眼睛包含 1,040 張眼睛圖像的數據集。 22名志願者受邀參加進行眼睛美學評估。根據人工標註的平均年齡水平,將數據集分為兩個

等級:高質量和低質量。圖3顯示了部分 眼睛美學數據集。眼前的數字圖片 代表他們被評分的分數。眼睛評分為2 通常在美學上更令人愉悅。

3.2.審美評估網絡

基於眼睛美學數據集,我們提出了一個眼睛 美學評估網絡(AesNet)。傳統的 質量評估網絡只有一個分支,直接訓練一個分類器輸出對應的圖像

端到端的質量水平。為了審美品質,尤其是眼睛的美,每個樣品都有它的

擁有獨特的功能。為了保持唯一性

在樣本中,我們首次將重建分支添加到圖像質量評估任務中。如圖所示

在圖 4 中,我們的 AesNet 由三部分組成:眼睛美學特徵提取、眼睛評分和眼睛重建。

美學特徵提取模塊包含一個編碼器

和九個殘差塊。編碼器有三個卷積模塊,由一個卷積層、一個

歸一化層、一個 relu 激活層和一個最大池化層。

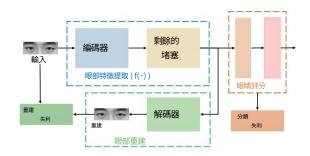


圖 4. 我們的眼部美學評估網絡的架構。

我們首先將重建分支引入圖像質量評估任務,以保持眼睛審美的獨特性。測 試時只需要眼睛美學特徵提取模塊和眼睛評分模塊。

我們將提取的特徵同時發送到眼睛評分模塊和眼睛重建模塊。眼部 評分模塊輸出眼部評估的預測結果。眼睛重建模塊由解碼器組成,輸出為 生成的眼睛圖像。我們使用重建損失來約束生成的眼睛與輸入的眼睛相 似。測試時只需要眼睛美學特徵提取模塊和眼睛評分模塊。

假設對於輸入到 AesNet的每個圖像ei,我們都有其對應的審美標籤 y。我們使用 softmax 交叉熵損失作為分類損失,定義為

L分類yj log sj
$$= X$$
 (1)

其中T是類別數, sj是softmax輸出向量的第j個值,代表樣本屬於類別 的概率。我們使用 MSE 損失作為重建損失,定義為

L重建=
$$\frac{1}{n} \operatorname{Xn}_{\frac{3}{2}-1} (gi - ei)^{2}$$
 (2)

其中gi是生成的眼睛圖像, n是像素數。整體損失函數定義為

LEyeAes = LClassification + λ recLReconstruction (3)

其中λrec是平衡不同損失影響的權重 ·訓練時取0.01 。我們將數據集分 為五個並交叉驗證 ·訓練好的眼美學作為評估網絡可以達到 0.84 的準確 度。

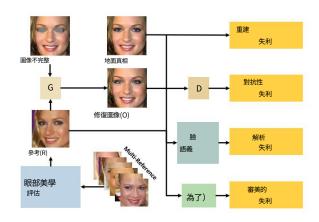


圖 5. 我們基於眼睛美學和人臉語義的眼睛修復網絡(Aes GAN)架構,包含一個生成器、兩個判別器、一個眼睛美學評估網絡和一個解析網絡。函數 f(O,R) 是圖 4 中的眼睛美學特徵提取模塊。

4. 眼部美學評估的眼部繪畫 更換

4.1。概述

我們將眼睛美學評估引入到眼睛修復任務中,並提出了眼睛美學和麵部語義引導的多參考眼睛修復方法(AesGAN)。給定一個不完整的圖像,我們的目標是產生自然而有吸引力的眼睛,它們在語義上與整個對像一致並且在視覺上是真實的。圖5顯示了由一個生成器、兩個鑑別器、一個眼睛美學評估網絡和一個解析網絡組成的網絡。

我們使用眼睛美學評估網絡和結構相似性指數(SSIM)來自動選擇 最佳參考。為了突出眼睛審美評估的作用,我們引入了一種新的審美損 失。同時增加了一個解析損失來保證像素的保真度和語義一致性。解析網 絡和眼睛評估網絡的參數在訓練時是固定的。

4.2.眼部審美評估指導

人們對美的日益增長的追求為圖像修復工作提供了新的思路。將眼睛 美學評估引入眼睛修復任務具有指導意義。眼部審美評價的指導體現在 三個方面。

首先,基於眼睛美學,我們提出了一種多參考選擇機制。我們使用 AesNet 對參考文獻的眼睛進行評分。然後我們計算除眼睛區域之外的 每幅圖像的SSIM值,以選擇在形狀和運動上與待修復圖像結構最相似的 圖像。選定的參考



圖 6. Celeb-ID Dataset 上人臉語義解析網絡測試的分割結果。不 同顏色的像素代表不同的面部成分。

可以為生成器提供額外的眼睛信息,尤其是眼睛美學特徵。

其次,除了提供審美先驗知識外,我們還需要在訓練中約束美。

網絡。我們使用眼睛特徵提取模塊 AesNet 提取生成的眼睛美學特徵 眼睛和參考。審美損失計算L2 這兩個特徵之間的距離,使得生成器 更好地學習眼睛美學的概念。

最後但同樣重要的是,我們可以使用眼睛美學評估網絡 將我們的結果與其他人的結果進行比較 驗證引入有效性的先進方法 眼睛美學。

4.3.人臉語義嵌入

傳統 GAN 模型獨立生成面部

可能不適合原始面部的組件。

如[7]中所述,如果眼睛的一部分被遮擋,則

新眼睛呈現出奇怪的形狀或眼睛細節模糊。因此,受[16]的啟發,我們

網絡,通過改變最後一層來實現

[27] 到 11 中提出的對象輪廓檢測網絡 輸出。

我們在 CelebA [17] 上訓練了一個分割模型

數據集,達到 0.822 的 f 分數。圖 6 顯示

人臉語義解析網絡的分割結果

在 Celeb-ID 數據集上進行測試。將生成圖像的解析結果與 原始圖像的解析結果進行比較,

使用softmax交叉熵損失作為解析損失

內畫網絡,使生成的眼睛細節

更符合圖像的整體連貫性。

4.4.損失函數

網絡的全局損失函數定義為

$$L = LGAN + \lambda rLr + \lambda pLp + \lambda aesLaes$$
 (4)

其中LGAN是對抗性損失, Lr是 [7] 中使用的重建損失。 Lp是解析損 失,即

softmax 交叉熵損失。 Laes是審美的損失,

這是剩餘塊的最後一層的激活定義為

Laes =
$$kF(gi) - F(ei)k2$$
 (5)

其中F(gi)和F(ei)是

分別生成圖像和參考。通過縮短生成的眼睛和眼睛之間的審美距離

參考眼睛,我們使生成的眼睛看起來更多 美觀。 λr、 λp和λaes是權重 平衡不同損失的影響。

5. 實驗

本節提供了對眼睛的詳細評估

美學及其對眼睛繪畫的有效性。具體來說,我們首先分析不同模塊的影

AesNet 關於網絡性能。然後我們進行消融研究以分析不同設計的有效

我們的 AesGAN ,包括不同的損失設置

功能和眼睛美學評估。我們還演示了 Single Example VS 之間的實

評估引導的眼睛繪畫和多示例 VS。

審美評估引導的眼睛繪畫。最後,我們

比較最新和有代表性的眼睛修復方法。

對於眼睛修復任務,我們使用 Celeb-ID [7] 數據集來訓練和測試我們的模型,其中包含大約

17k個人身份和總共100k張照片。每個

名人至少有 3 張照片。我們根據以下標準拆分數據集:對於任何名人,

他的樣本中的一張閉眼照片,他的所有照片都將是 分類為測試集,否則分類為訓練集。所以訓練集中的每張圖片都包含一 個睜著眼睛的人,迫使網絡產生睜眼

眼睛。每個訓練圖像都有一個身份參考。

所有實驗均在一台機器上進行

Nvidia GTX 1080Ti GPU [,]學習率 1e-4 [,]參數由 ADAM [13] 用參數優

β1 = 0.5 , **β2 = 0.999** 。為了平衡不同的效果

損失 $^{\prime}$ 我們在實驗中使用 $\lambda r = 1 \cdot \lambda p = 0.03$ 和 $\lambda aes = 1 \cdot$ 進一步的結 果顯示在補充

文件以更詳細地了解我們方法的性能優勢。

5.1。 AesNet 模塊的討論

主。不過由於人數少

傳統的圖像質量評估網絡是 只有一個分類分支的端到端模式。這 網絡架構簡單直觀,可以 用大量的數據達到很好的分類效果 訓練樣本。與現有的質量評估任務不同,眼部審美評估更加主觀和自

眼美學樣本,缺乏足夠的學習 網絡中的知識導致性能不穩定。 因此我們添加了圖像重建分支來輔助 深度網絡研究眼睛審美的概念。他們倆 分支普通的一隻眼睛審美特徵提取模塊,眼睛重建模塊幫助網絡

框架	準確率 召回率 F1				
基線	0.7	0.84	0.656 0.737		
基線+(a)	0.73	0.78	0.709 0.743		
基線+(a)+(b)	0.84	0.76	0.905 0.826		

表 1. 不同模塊下 AesNet 性能比較。基線模型由編碼器和眼睛評分組成

模塊。 Module(a) 表示殘差塊。 Module(b) 代表眼睛重建模塊。

網絡	參考選擇平均	9值- ₁ P SNR+ MS —	SSIM+ IS+ F ID-		
ExGAN	隨機 7.15E	-3 38.57dB 4.82E-3 42.56dB	0.9344	3.56	15.66
我們的基線	SSIM	4.78E-3 42.57 dB 6E-3	0.9708	4.10	6.74
我們的基線+Lp	SSIM	42.56dB 4.71E-2.57dB	0.9720	4.11	6.47
我們的基線		4.74E-3 42.56 dB 0E-3	0.9720	4.04	6.99
我們的基線+Lp	審美的	42.59dB 4.67E-2.60dB	0.9728	4.09	6.55
我們的基線+Laes(a)		4.68 E-3 42.58分貝	0.9722	4.03	6.57
我們的基線+Laes(b)	份大川		0.9730	4.08	6.78
我們的基線+Lp+Laes(a)			0.9729	4.10	6.66
我們的基線+Lp+Laes(b)			0.9730	4.15	6.43

表 2. 不同結構的 AesGAN 的定量結果。

第二列表示網絡選擇參考的方式。我們在Laes(a)中使用單分支 AesNet和雙分支

Laes (b) 中的 AesNet。 - 越低越好。 +越高越好。 IS 表示 初始分數。

可視化學習的眼睛美學概念。

不同情況下AesNet性能對比

模塊如表 1 所示。基線網絡淺,結構簡單,導致不理想的準確性。添加9個殘差塊後,準確率提高,網絡對正負樣本的判斷也趨於平衡。加入重構分支後,網絡的準確率大大提高

改進,這證明了該模塊的有效性審美評價。

5.2.眼睛修復網絡的消融研究

眼睛美學評估的有效性。如第 3 節所述 ,我們訓練了一個 眼部審美評估網絡,然後使用該機制選擇

最佳參考。因為 AesNet 只能輸出兩個類別,當參考的眼睛質量都屬於

高等級 ·我們選擇最接近輸入的一個 。我們通過測量結構來考慮人臉的姿勢、角度

參考圖像和輸入圖像之間的相似度(SSIM),從而可以更多地賦予眼睛美學特徵

發電機。圖7顯示了我們的算法如何選擇

最好的參考和相應的補漆效果。

表2顯示了不同網絡的不同效果

參考選擇指標。 SSIM 只能選擇人臉

位置和姿勢相似,不考慮眼睛

美學。以眼睛美學為指標,生成器可以學習到最合適的眼睛, 從而提高

書中效果。

然後我們使用眼睛美學評估網絡來評估生成的圖像 [,]發現 我們的方法確實

提高眼睛質量。圖 8 比較眼睛評估

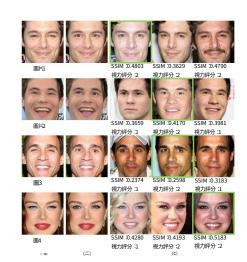


圖 7. 我們的算法如何選擇最佳參考。首先 總而言之,網絡評估每個參考的眼睛審美等級。 在所有評分為 2 的參考文獻中,算法計算 SSIM 在輸入和參考之間。考慮到這兩個因素,我們最終選擇了最合適的參考地 圖。列

表示:(a)原始圖像,(b)AesGAN的in-painting結果(c) 選定的最佳參考標有綠色框。

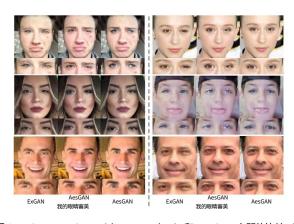


圖 8. ExGAN 'AesGAN without aes thetic 和 AesGAN 之間的比較。具有審美約束的網絡可以產生更令人滿意的結果。

結果。我們發現10.1%的測試圖像從

具有眼睛評分限制的低質量到高質量。實驗結果表明,

AesNet 極大地提高了

眼睛修復的質量,這也表明我們的網絡具有良好的泛化能力, 沒有域轉移

問題。

損失函數的討論。為了比較

不同網絡結構的影響 ,我們分別在網絡中添加幾個創新點 。表 2 顯示

不同網絡結構的定量結果。這

L1越小,SSIM 越大,生成的圖像越接近輸入。這意味著畫中書

不改變原im的個人信息

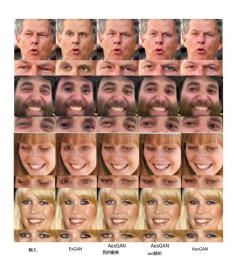


圖 9. 不同結構的 AesGAN 的視覺比較。 第二列是 ExGAN 的結果。第三列是

我們的 AesGAN 的結果沒有使用審美選擇和審美損失。第四列是我們的 AesGAN 的結果

不使用解析損失。最後一列是我們的結果 具有所有模塊的 AesGAN。最好放大。

年齡。 PSNR 值越大意味著失真越小,初始分數 (IS) 是圖像豐富度的指標,越高是更好的。

從表2我們可以發現,添加解析後 損失約束進入網絡,初始分數 網絡有了很大的改善。這表明分段約束可以更好地保留個體的

特徵信息。我們在 Aes GAN(a) 中使用單分支 AesNet。加上眼睛審美約束後,大部分

網絡的量化結果達到最佳。然而,初始分數略有下降,這可能是

由於審美學習導致眼睛樣本的豐富度下降。我們可以看到初始分數是

在使用兩分支 AesNet 後顯著提高 AesGAN(b)。這也證明了該方案的有效性 提出了關於保持樣本特徵的眼睛重建模塊。如 [7] 中所述,FID 分數與

與其他幾個指標相比 ,感知質量與感知質量有關 ,隨著圖像的模糊性而增加 。我們

還測量了眼部區域的 FID 分數,以及結果 表明我們的最終模型可以達到最佳性能。

圖 9 顯示了不同網絡結構的視覺效果的比較。可以觀察到,具有解析約 束和眼睛審美約束的網絡

可以有效解決眼睛細節等限制模糊並生成更逼真的眼睛。

5.3.與最先進技術的比較

單一參考 VS。審美評估指導

Eye In-Painting: ExGAN [7] 選擇單個參考運行



圖 10. 同一張照片不同參考的不同修復結果。行 (a) 代表不同的引用和行

(b) 用 ExGAN 表示相應的修復結果。



圖 11. 與最先進技術的比較。 GLCIC [11] 是一個 非典型方法。 ExGAN [7] 是第一個基於 眼睛內畫GAN。 MR-GAN 是多參考模型 我們訓練了。 AesGAN 是基於眼睛美學的眼睛修復 我們提出的方法。最好放大。

domly 可能有一些限制。圖 10 顯示

同一張照片不同的補圖效果

參考,這表明參考的眼睛質量極大地影響了最終的修復結果。審美評估引導的眼睛修復方法可以有效地利用個體的原始眼睛信息和

使生成的眼睛在視覺上滿足眼睛質量的要求。視覺對比結果如圖

11.

多參考VS ·審美評估指導

Eye In-Painting:由於單一參考的限制,一個直接的想法是選擇多個參考。 自從

沒有現成的多參考方法 ·我們訓練了一個模型稱為 MR-GAN ·實驗結果表明

方法平均值- 1	P SNR+ MS -	- SSIM+ IS+ F ID	
GLCIC 7.36E-3 ExGAN	28.94dB	0.7261	3.72 15.30
7.15E-3	38.57dB	0.9344	3.56 15.66
MR-GAN 11.77E-3 38.37dB		0.9277	3.90 13.61
AesGAN 4.68E-3 42.58dE	3	0.9730	4.15 6.43

表 3 不同方法的定量結果。 - 越低越好。 +越高越好。 IS 表示 初始分數。

雖然多參考可以解決姿勢問題

不適應性,更多的參考提供更多的畫中方向,導致結果的眼睛質量不可控。 AesGAN 可以鼓勵生成器學習

眼睛美學特徵並產生更好的繪畫效果 如圖 11 所示。

定性和定量結果:圖 11 和

表 3 顯示了與最先進方法相比的定性和定量結果。很明顯,

基於示例的方法具有更好的性能 非典型方法。而我們的 AesGAN 可以生成 最真實自然的眼睛。從定量結果來看,我們方法的數值要高得多

比最先進的方法。

6. 討論

6.1.挑戰案例和現實世界的例子

在[7]中提到ExGAN不能很好地處理 閉塞的眼睛和新眼睛的一些虹膜顏色可能 與原圖不一致。如圖 12 所示,具有解析約束和眼睛美學的 AesGAN

約束可以很好地解決這些限制。我們也測試

網絡上幾位名人的閉眼圖帶有選定的參考。這些照片是實景拍攝的, 無需任何預處理,匹配實際關閉的 眼睛情況。圖 13 顯示了我們的測試結果,證明 我們的方法可以產生逼真的眼睛。

6.2.限制和未來的工作

眼部美學在提高眼部修復質量方面的效果如上圖所示。然而,由於

用於訓練的少量樣本,性能 眼部審美評估網絡有待進一步完善。實驗結果表明,網絡生成的眼睛 的多樣性在

加上審美損失。這可能是由於簡單 審美評估網絡的結構,它導致 審美特徵提取的單一性。我們 在實驗中證明添加一隻眼睛 審美網絡的重建分支對 增加樣本多樣性。但是由於高層和低層的學習效率不同

功能,網絡性能不穩定。當。。。的時候 雙分支 AesNet 用於眼睛修復任務,一些 指標減少。因此,如何提取和應用

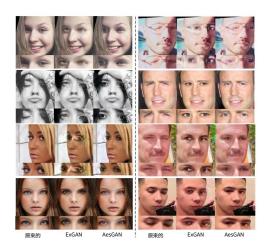


圖 12. ExGAN 限制的改進結果。我們可以 更好地處理被遮擋的眼睛和側面,同時也改善了 ExGAN 中提到的虹膜顏色變化。



圖 13. 真實世界的測試結果。

準確的審美信息還需要更多的探索。

事實上,許多圖像補全任務都面臨著參考樣本選擇問題 合適的樣本對最終的結果具有重要意義 結果。作為重要的圖像質量評價指標, 未來的審美更值得關注 選擇合適的參考並提高質量 的圖像恢復。這是我們第一次嘗試證明 審美價值。以及如何從美學角度編輯圖像需要更多的研究。

7. 結論

本文展示了眼部美學的有效性 眼內畫評估。這表明審美 評估對於圖像完成具有重要價值。在這 論文,構建了一個新的數據集來訓練評估 網絡。大量的實驗結果表明, 所提出的眼睛美學評估網絡大大提高了眼睛修復的質量。主觀效果

並且客觀質量達到了state-of-the-art 表現。為了提高圖像完成的質量,我們期待更多關於審美作為評估的 研究。

