



## 基于深度学习的人脸识别技术综述



狗头山人七 · 9 个月前

简介：人脸识别是计算机视觉研究领域的一个热点，同时人脸识别的研究领域非常广泛。因此，本技术综述限定于：一，在LFW数据集上（[Labeled Faces in the Wild](#)）获得优秀结果的方法；二，是采用深度学习的方法。

### 前言

LFW数据集（[Labeled Faces in the Wild](#)）是目前用得最多的人脸图像数据库。该数据库共13,233幅图像，其中5749个人，其中1680人有两幅及以上的图像，4069人只有一幅图像。图像为250\*250大小的JPEG格式。绝大多数为彩色图，少数为灰度图。该数据库采集的是自然条件下人脸图片，目的是提高自然条件下人脸识别的精度。该数据集有6中评价标准：

三 , Unrestricted with no outside data ;

四 , Image-restricted with label-free outside data ;

五 , Unrestricted with label-free outside data ;

六 , Unrestricted with labeled outside data。

目前 , 人工在该数据集上的准确率在0.9427~0.9920。在该数据集的第六种评价标准下 ( 无限制 , 可以使用外部标注的数据 ) , 许多方法已经赶上 ( 超过 ) 人工识别精度 , 比如 face++ , DeepID3 , FaceNet等。

Human, inverse mask <sup>11</sup>	0.9427
-----------------------------------	--------

Table 7: Mean classification accuracy  $\hat{u}$  and standard error of the mean  $S_{\hat{u}}$ .

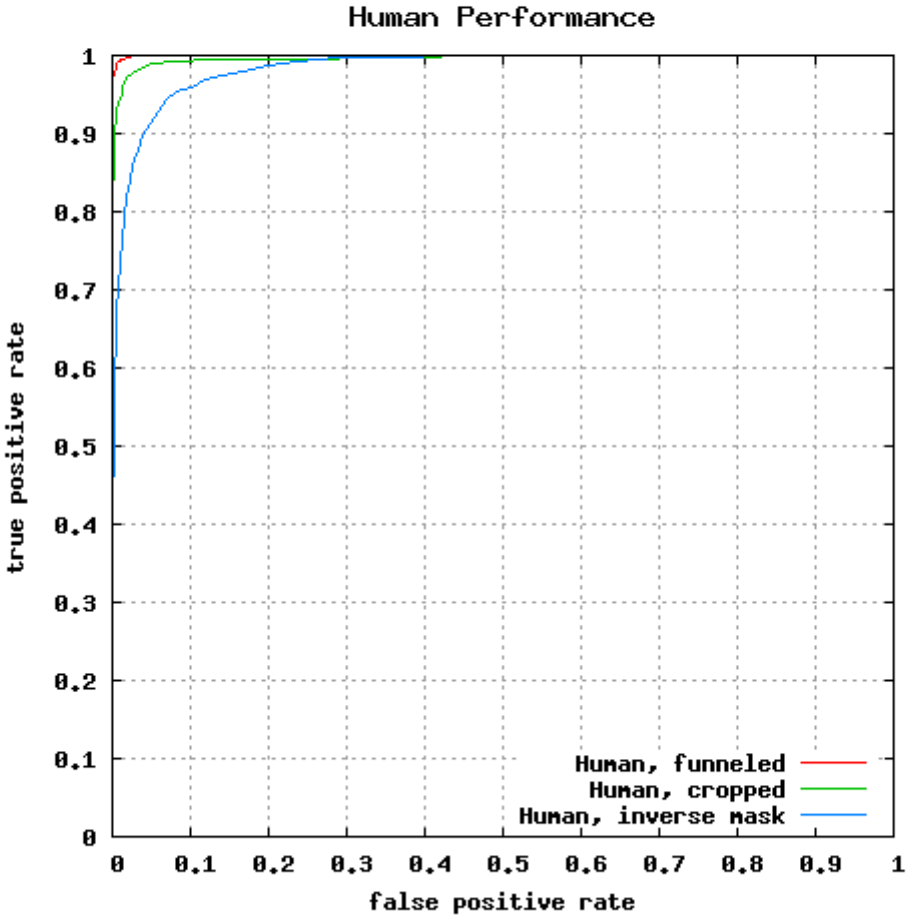



Figure 7: ROC curves averaged over 10 folds of View 2.

图一/表一：人类在LFW数据集上的识别精度

知

 写文章

登录

知

写文章

登录

Simile classifiers <sup>11</sup>	0.8472 ± 0.0041
Attribute and Simile classifiers <sup>11</sup>	0.8554 ± 0.0035
Multiple LE + comp <sup>14</sup>	0.8445 ± 0.0046
Associate-Predict <sup>18</sup>	0.9057 ± 0.0056
Tom-vs-Pete <sup>23</sup>	0.9310 ± 0.0135
Tom-vs-Pete + Attribute <sup>23</sup>	0.9330 ± 0.0128
combined Joint Bayesian <sup>26</sup>	0.9242 ± 0.0108
high-dim LBP <sup>27</sup>	0.9517 ± 0.0113
DFD <sup>33</sup>	0.8402 ± 0.0044
TL Joint Bayesian <sup>34</sup>	0.9633 ± 0.0108
face.com r2011b <sup>19</sup>	0.9130 ± 0.0030
Face++ <sup>40</sup>	0.9950 ± 0.0036
DeepFace-ensemble <sup>41</sup>	0.9735 ± 0.0025
ConvNet-RBM <sup>42</sup>	0.9252 ± 0.0038
POOF-gradhist <sup>44</sup>	0.9313 ± 0.0040
POOF-HOG <sup>44</sup>	0.9280 ± 0.0047
FR+FCN <sup>45</sup>	0.9645 ± 0.0025
DeepID <sup>46</sup>	0.9745 ± 0.0026
GaussianFace <sup>47</sup>	0.9852 ± 0.0066
DeepID2 <sup>48</sup>	0.9915 ± 0.0013
TCIT <sup>53</sup>	0.9333 ± 0.0124
DeepID2+ <sup>55</sup>	0.9947 ± 0.0012
betaface.com <sup>56</sup>	0.9808 ± 0.0016
DeepID3 <sup>57</sup>	0.9953 ± 0.0010
insky.so <sup>59</sup>	0.9551 ± 0.0013
Uni-Ubi <sup>60</sup>	0.9900 ± 0.0032
FaceNet <sup>62</sup>	0.9963 ± 0.0009

续上表

Tencent-BestImage <sup>63</sup>	0.9965 ± 0.0025
Baidu <sup>64</sup>	0.9977 ± 0.0006
AuthenMetric <sup>65</sup>	0.9977 ± 0.0009
MMDFR <sup>67</sup>	0.9902 ± 0.0019
CW-DNA-1 <sup>70</sup>	0.9950 ± 0.0022
Faceall <sup>71</sup>	0.9940 ± 0.0010
JustMeTalk <sup>72</sup>	0.9887 ± 0.0016
Facevisa <sup>74</sup>	0.9955 ± 0.0014
pose+shape+expression augmentation <sup>75</sup>	0.9807 ± 0.0060
ColorReco <sup>76</sup>	0.9940 ± 0.0022
Asaphus <sup>77</sup>	0.9815 ± 0.0039
Daream <sup>78</sup>	0.9968 ± 0.0009
Dahua-FaceImage <sup>80</sup>	0.9978 ± 0.0007
Easen Electron <sup>81</sup>	0.9968 ± 0.0009
Skytop Gaia <sup>82</sup>	0.9630 ± 0.0023
CNN-3DMM estimation <sup>83</sup>	0.9235 ± 0.0129
Samtech Facequest <sup>84</sup>	0.9971 ± 0.0018
XYZ Robot <sup>87</sup>	0.9895 ± 0.0020

Table 6: Mean classification accuracy  $\hat{u}$  and standard error of the mean  $S_{\hat{u}}$ .

本文综述的人脸识别方法包括以下几个筛选标准：一，在上表中识别精度超过0.95（超过人类

文综述的方法包括：1，face++（0.9950）；2，DeepFace（0.9735）；3,FR+FCN（0.9645）；4，DeepID（0.9745）；5，FaceNet（0.9963）；6，baidu的方法（0.9977）；7,pose+shape+expression augmentation（0.9807）；8，CNN-3DMM estimation(0.9235，准确率没那么高，但是值得参考)。

## 人脸识别方法

1，face++(0.9950)

参考文献：[Naive-Deep face Recognition: Touching the Limit of LFW Benchmark or Not?](#)

face++从网络上搜集了5million张人脸图片用于训练深度卷积神经网络模型，在LFW数据集上准确率非常高。该文章的网路模型很常规（常规深度卷积神经网络模型），但是提出的问题是值得参考的。

问题一：他们的Megvii Face Recognition System经过训练后，在LFW数据集上达到了0.995的准确率。在真实场景测试中（Chinese ID（CHID）），该系统的假阳性率（ $FP = 10^{-5}$ ）非常低。但是，真阳性率仅为0.66，没有达到真实场景应用要求。其中，年龄差异（包括intra-variation：同一个人，不同年龄照片；以及inter-variation：不同人，不同年龄照片）是影响模型准确率原因之一。而在该测试标准(CHID)下，人类表现的准确率大于0.90.



**Figure 5. Some Failed Cases in the CHID Benchmark.** The recognition system suffers from the age variations in the CHID benchmark, including intra-variation (i.e., same person's faces captured in different age) and inter-variation (i.e., people with different ages). Because little age variation is captured by the web-collected data, not surprisingly, the system cannot well handle this variation. Indeed, we do human test on all these failed cases. Results show that 90% failed cases can be solved by human. There still exists a big gap between machine recognition and human level.

图1-1：在CHID中出错的样本

问题二：数据采集偏差。基于网络采集的人脸数据集存在偏差。这些偏差表现在：1，个体之间照片数量差异很大；2，大部分采集的照片都是：微笑，化妆，年轻，漂亮的图片。这些和真实场景中差异较大。因此，尽管系统在LFW数据集上有高准确率，在现实场景中准确率很



问题四：人脸图片的角度，光线，闭合（开口、闭口）和年龄等差异相互的作用，导致人脸识别系统现实应用准确率很低。

因此，该文章提出未来进一步研究的方向。方向一：从视频中提取训练数据。视频中人脸画面接近于现实应用场景（变化的角度，光照，表情等）；方向二：通过人脸合成方法增加训练数据。因为单个个体不同的照片很困难（比如，难以搜集大量的单个个体不同年龄段的照片，可以采用人脸合成的方法（比如3D人脸重建）生成单个个体不同年龄段的照片）。该文章提出的方向在后续方法介绍中均有体现。

2, DeepFace ( 0.9735 )

参考文献：[Deepface: Closing the gap to humal-level performance in face verification](#)

### 2.1 简介

常规人脸识别流程是：人脸检测-对齐-表达-分类。本文中，我们通过额外的3d模型改进了人脸对齐的方法。然后，通过基于4million人脸图像（4000个个体）训练的一个9层的人工神经网络来进行人脸特征表达。我们的模型在LFW数据集上取得了0.9735的准确率。该文章的亮点有以下几点：一，基于3d模型的人脸对齐方法；二，大数据训练的人工神经网络。

### 2.2 人脸对齐方法

文中使用的人脸对齐方法包括以下几步：1，通过6个特征点检测人脸；2，剪切；3，建立Delaunay triangulation；4，参考标准3d模型；5，将3d模型比对到图片上；6，进行仿射变形；7，最终生成正面图像。

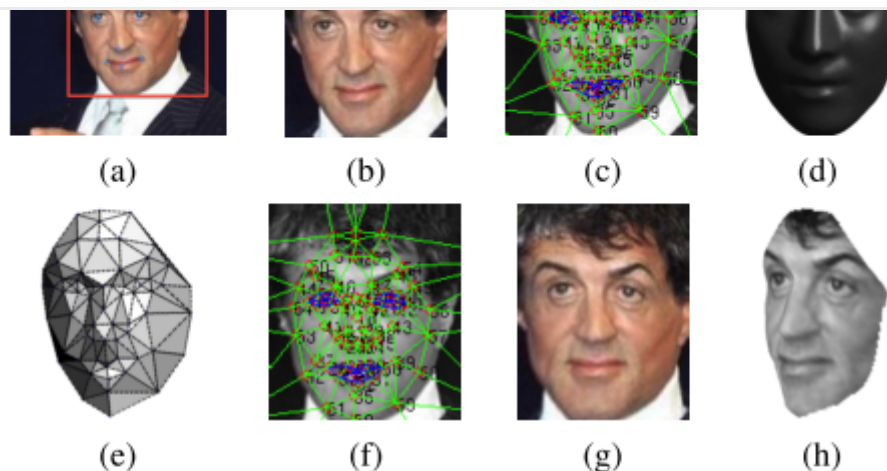


Figure 1. **Alignment pipeline.** (a) The detected face, with 6 initial fiducial points. (b) The induced 2D-aligned crop. (c) 67 fiducial points on the 2D-aligned crop with their corresponding Delaunay triangulation, we added triangles on the contour to avoid discontinuities. (d) The reference 3D shape transformed to the 2D-aligned crop image-plane. (e) Triangle visibility w.r.t. to the fitted 3D-2D camera; black triangles are less visible. (f) The 67 fiducial points induced by the 3D model that are used to direct the piece-wise affine warping. (g) The final frontalized crop. (h) A new view generated by the 3D model (not used in this paper).

图2-1 人脸对齐的流程

## 2.3 深度神经网络

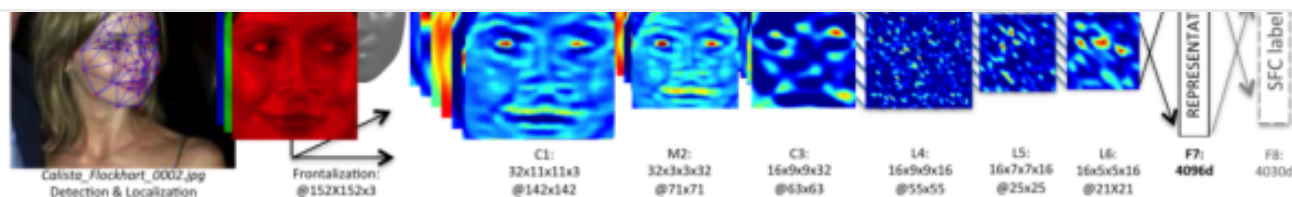


图2-2：深度神经网络

## 2.4 结果

该模型在LFW数据集上取得了0.9735准确率，在其它数据集比如Social Face Classification (SFC) dataset和YouTube Faces (YTF) dataset也取得了好结果，详情请参见原文。

3 , FR+FCN ( 0.9645 )

参考文献：[Recover Canonical-View Faces in the Wild with Deep Neural Networks](#)

## 3.1 简介

自然条件下，因为角度，光线，occlusions（咬合/张口闭口），低分辨率等原因，使人脸图像在个体之间有很大的差异，影响到人脸识别的广泛应用。本文提出了一种新的深度学习模型，可以学习人脸图像看不见的一面。因此，模型可以在保持个体之间的差异的同时，极大的减少单个个体人脸图像（同一人，不同图片）之间的差异。与当前使用2d环境或者3d信息来进行人

法。在应用方面，该人脸恢复方法已经应用于人脸核实。同时，该方法在LFW数据集上获得了当前最好成绩。该文章的亮点在于：一，新的检测/选择canonical-view的方法；二，训练深度神经网络来重建人脸正面标准图片（canonical-view）。

### 3.2 canonical view选择方法

我们设计了基于矩阵排序和对称性的人脸正面图像检测方法。如图3-1所示，我们按照以下三个标准来采集个体人脸图片：一，人脸对称性（左右脸的差异）进行升序排列；二，图像锐度进行降序排列；三，一和二的组合。

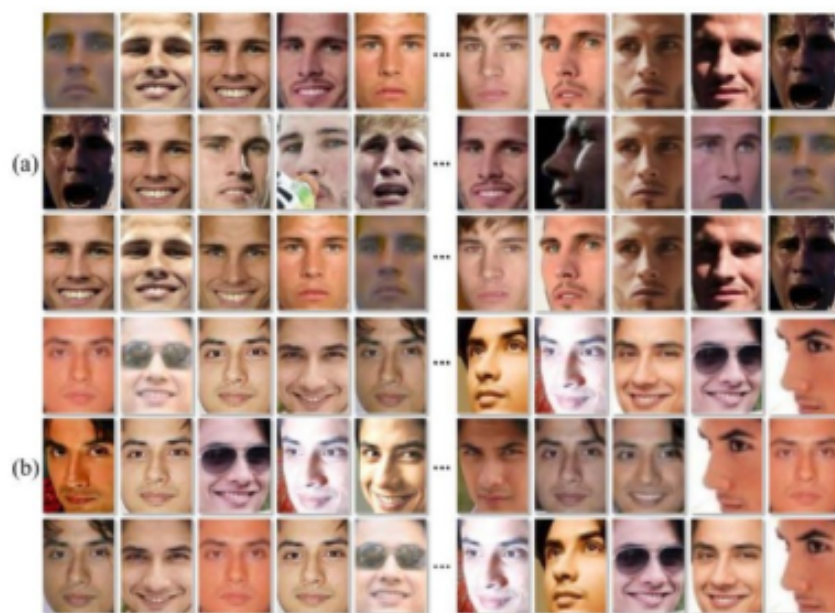


Figure 2: The images of two identities are ranked according to three different criteria in (a) and (b): face symmetry (the first row), matrix rank (the second row), and symmetry combined with matrix rank (the third row). In each row, the first five images and the last five images are visualized.

矩阵  $Y_i \in R^{64 \times 64}$  为第  $i$  个个体的人脸图像矩阵， $D_i$  为第  $i$  个个体所有人脸图像集合， $Y_i \in D_i$ 。  
正面人脸检测公式为： $M(Y_i) = \|Y_i P - Y_i Q\|_F^2 - \lambda \|Y_i\|_*$ 。

### 3.3 人脸重建

我们通过训练深度神经网络来进行人脸重建。loss函数为：

$$E(\{X_{ik}^0\}; W) = \sum_i \sum_k \|Y_i - f(X_{ik}^0; W)\|_F^2$$

$i$  为第  $i$  个个体， $k$  为第  $i$  个个体的第  $k$  张样本。 $X^0$  和  $Y$  为训练图像和目标图像。

如图3-2所示，深度神经网络包含三层。前两层后接上了max pooling；最后一层接上了全连接层。于传统卷积神经网络不同，我们的filters不共享权重（我们认为人脸的不同区域存在不同类型的特征）。第  $l$  层卷积层可以表示为：

$$X_{q,uv}^{l+1} = \sigma\left(\sum_{p=1}^I x_{pq,uv}^l \circ (X_p^l)_{uv} + x_q^l\right)$$

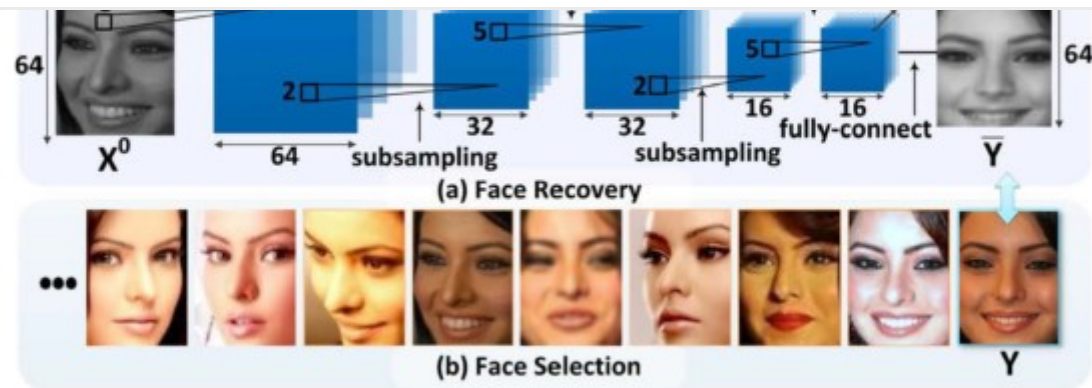


Figure 3: Pipeline of canonical view face selection (b) and face recovery (a).

图3-2 深度神经网络

最终，经过训练的深度神经网络生成的canonical view人脸图像如图3-3所示。



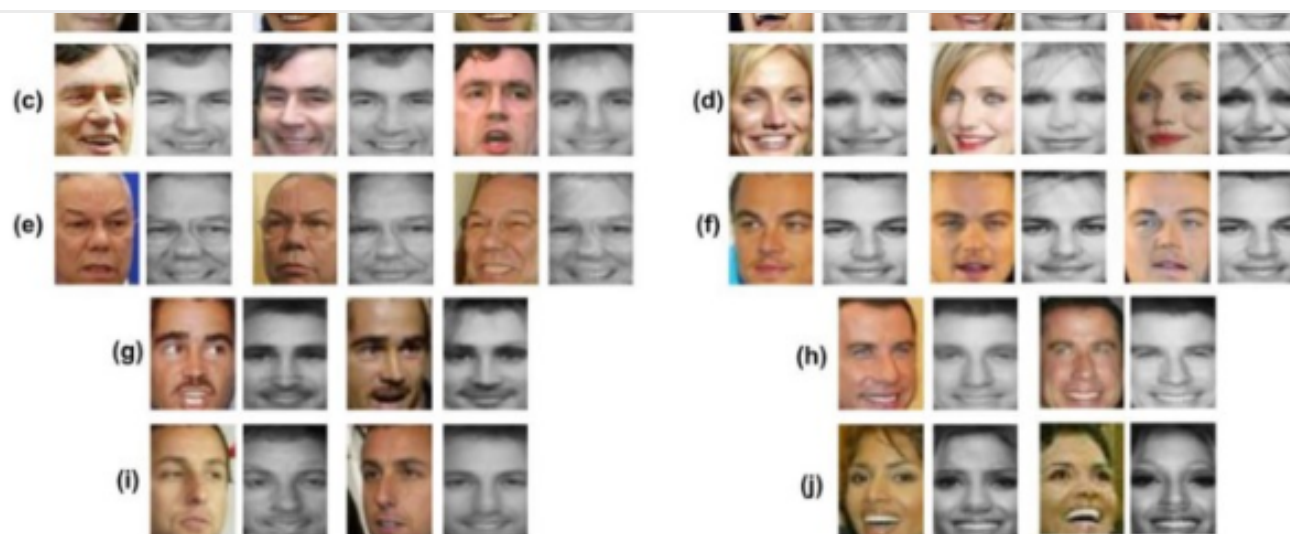


Figure 6: Canonical view face reconstructions of several identities.

图3-3 canonical view人脸图像

4 , DeepID ( 0.9745 )

参考文献 : [DeepID3: Face Recognition with Very Deep Neural Networks](#)

#### 4.1 简介

深度学习在人脸识别领域的应用提高了人脸识别准确率。本文中，我们使用了两种深度神经网络框架（VGG net 和GoogleLeNet）来进行人脸识别。两种框架ensemble结果在LFW数据集上可以达到0.9745的准确率。文章获得高准确率主要归功于大量的训练数据，文章的亮点仅在于测试了两种深度卷积神经网络框架。

图4-1 两种深度卷积神经网络框架



5 , FaceNet(0.9963)

参考文献：[FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering](#)

## 5.1 简介

作者开发了一个新的人脸识别系统：FaceNet，可以直接将人脸图像映射到欧几里得空间，空间的距离代表了人脸图像的相似性。只要该映射空间生成，人脸识别，验证和聚类等任务就可以轻松完成。该方法是基于深度卷积神经网络，在LFW数据集上，准确率为0.9963，在YouTube Faces DB数据集上，准确率为0.9512。FaceNet的核心是百万级的训练数据以及triplet loss。

## 5.2 triplet loss

triplet loss是文章的核心，模型将图像x embedding入d-维的欧几里得空间  $f(x) \in R^d$ 。我们希望保证某个个体的图像  $x_i^a(anchor)$  和该个体的其它图像  $x_i^p(positive)$  距离近，与其它个体的图像  $x_i^n(negative)$  距离远。如图5-1所示：

triplets 的选择对模型的收敛非常重要。如公式1所示，对于  $x_i^a$ ，我们需要选择不同个体的图片  $x_i^p$ ，使  $\operatorname{argmax}_{x_i^p} \|f(x_i^a) - f(x_i^p)\|_2^2$ ；同时，还需要选择同一个体不同图片  $x_i^n$ ，使得  $\operatorname{argmin}_{x_i^n} \|f(x_i^a) - f(x_i^n)\|_2^2$ 。

### 5.3 深度卷积神经网络

采用adagrad优化器，使用随机梯度下降法训练CNN模型。在cpu集群上训练了1000-2000小时。边界值  $\alpha$  设定为0.2。总共实验了两类模型，参数如表5-1和表5-2所示。

表5-1 CNN模型1

表5-2 CNN模型2

6, baidu的方法

参考文献：[Targeting Ultimate Accuracy : Face Recognition via Deep Embedding](#)

### 6.1 简介

本文中，作者提出了一种两步学习方法，结合multi-patch deep CNN和deep metric learning，实现脸部特征提取和识别。通过1.2million（18000个个体）的训练集训练，该方法在LFW数据集上取得了0.9977的成绩。

### 6.2 multi-patch deep CNN

人脸不同区域通过深度卷积神经网络分别进行特征提取。如图6-1所示。

图6-1 multi-patch示意图

6.3 deep metric learning

深度卷积神经网络提取的特征再经过metric learning将维度降低到128维度，如图7-2所示。

图6-2 metric learning示意图

### 7.1 简介

该文章的主要思路是对数据集进行扩增（data augmentation）。CNN深度学习模型，比如face++，DeepID，FaceNet等需要基于百万级人脸图像的训练才能达到高精度。而搜集百万级人脸数据所耗费的人力，物力，财力是很大的，所以商业公司使用的图像数据库是不公开的。本文中，采用了新的人脸数据扩增方法。对现有公共数据库人脸图像，从pose，shape和expression三个方面合成新的人脸图像，极大的扩增数据量。在LFW和IJB-A数据集上取得了和百万级人脸数据训练一样好的结果。该文章的思路很好，很适合普通研究者。

### 7.2 pose+shape+expression扩增方法

一，pose（姿态，文章中为人脸角度，即通过3d人脸模型数据库合成图像看不见的角度，生成新的角度的人脸）。首先，通过人脸特征点检测（facial landmark detector），获取人脸特征点。根据人脸特征点和开放的Basel 3D face set数据库的人脸模板合成3d人脸。如图7-1所示。

图7-1 pose（角度）生成示意图

图7-2 不同脸型生成示意图

三，expression（表情，本文中，将图像的张嘴表情替换为闭口表情）。采用中性嘴型将图像中的开口表情换位闭口表情。如图7--3所示。

图7-3 不同表情（开口/闭口）生成示意图

### 7.3 模型及训练方法

文章模型采用的ILSVRC数据集上预训练的VGG-19模型。训练方法是常规梯度下降训练方法。值得提出的地方是，该文章对测试集也进行了augmentation。

## 8, CNN-3DMM estimation(0.9235)

参考文献：

1,[Regressing Robust and Discriminative 3D Morphable Models with a very Deep Neural Network](#)(很优秀的工作，强烈推荐阅读原文)

2,中文解析：[使用深度卷积神经网络方法进行3D人脸重建](#)

### 8.1 简介

当在真实场景中应用3d模拟来增加人脸识别精度，存在两类问题：要么3d模拟不稳定，导致同一个个体的3d模拟差异较大；要么过于泛化，导致大部分合成的图片都类似。因此，作者研究了一种鲁棒的三维可变人脸模型（3D morphable face models (3DMM)）生成方法。他们采用了卷积神经网络（CNN）来根据输入照片来调节三维人脸模型的脸型和纹理参数。该方法可以用来生成大量的标记样本。该方法在MICC数据集上进行了测试，精确度为state of the art。与3d-3d人脸比对流程相结合，作者在LFW，YTF和IJB-A数据集上与当前最好成绩持平。文章的



## 8.2 训练数据

作者采用了近期发表的多图像3DMM生成方法 (M.Piotraschke 2016)。他们在CASIA WebFace数据集上采用该方法生成3DMM。这些3d人脸模型用于训练CNN的ground truth。多图像3DMM重建包括两步：一，从CASIA数据集选取500K当个图像来估计3DMM参数。二，同一个体不同照片生成的3DMM聚合一起，获取单个个体的3DMM (约10K个体)。

### 8.2.1 Single image 3DMM fitting

采用两种不同的方法来对每一个训练图片配对上3DMM。对于图像I，我们估计  $\alpha^*$  和  $\beta^*$  来表示与输入图像I类似的图像。采用了目前最好的人脸特征点检测器 (CLNF) 来检测K=68个人脸特征点  $P_k \in R^2, k \in 1..K$  和置信值  $w$ 。其中，脸部特征点用于在3DMM坐标系中初始化输入人脸的角度。角度表达为6个自由度：角度  $r = [r_\alpha, r_{\beta a}, r_{\gamma a}]$  和平移  $t = [t_x, t_y, t_z]$ 。然后再对脸型，纹理，角度，光照和色彩进行处理。

### 8.2.2 Multi image 3DMM fitting

多图像3DMM生成通过pool 单个个体不同图片生成的3DMM的脸型和纹理参数来实现。

$\bar{\gamma} = \sum_{i=1}^N w_i \cdot \gamma_i$  其中  $\sum_{i=1}^N w_i = 1$ ， $w_i$  为CLNF脸部特征检测生成的置信值。

## 8.3 3D重建模型训练

对于数据集中每一个个体，有多张图片以及单个pool的3DMM。我们将该数据用于训练模型，使模型可以根据同一个体不同的图片来生成类似的3DMM特征向量。

如图8-1所示，我们采用了101层的deep ResNet网络来进行人脸识别。神经网络的输出层为198维度的3DMM特征向量  $\gamma$ 。然后，使用CASIA 图像生成的pooled 3DMM作为目标值对神经网络进行fine-tuned。我们也尝试了使用VGG-16结构，结果比ResNet结构稍微差一点。

图8-1 3D重建训练示意图

### 8.3.1 The asymmetric Euclidean loss

我们在实验中发现，使用Euclidean loss会导致输出3d人脸缺少细节，如图8-2所示。因此，我们引入了asymmetric Euclidean loss。

其中， $\gamma$ 为目标pooled 3DMM值， $\gamma_p$ 为输入， $\lambda_{1,2}$ 为平衡over和under estimation errors的值。在实际操作中，我们设定 $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 3$ ，来鼓励模型学习更多的细节。

图8-2 不同loss函数对结果的影响

8.4 实验结果

8.4.1 3D重建结果

MICC数据集包含53个个体的 人脸视频和个体的3D模型作为gound truth。这些视频可以用于单张图片和多张图片的3D重建。实验结果如表8-1所示，该重建方法比当前的方法都要好。

表8-1 3D重建实验结果

#### 8.4.2 人脸识别

我们研究了同一人不同的照片重建的3DMM是否比不同人的照片重建的3DMM差异更小。我们在LFW，YTF和IJB-A数据集上测试了我们的方法。结果如表8-2和图8-3所示。

表8-2 LFW和YTF测试结果

图8-3 LFW , YTF和IJB-A测试结果

#### 8.4.3 定性结果

图8-4展示了训练模型生成的3DMM结果。

## 总结


本文综述了8种基于深度学习的人脸识别方法，包括：1，face++（0.9950）；2，DeepFace（0.9735）；3,FR+FCN（0.9645）；4，DeepID（0.9745）；5，FaceNet（0.9963）；6，baidu的方法（0.9977）；7,pose+shape+expression augmentation（0.9807）；8，CNN-3DMM estimation(0.9235)。上述方法可以分为两大类：第一类：face++，DeepFace，DeepID，FaceNet和baidu。他们方法的核心是搜集大数据，通过更多更全的数据集让模型学会去识别人脸的多样性。这类方法适合百度/腾讯/谷歌等大型企业，未来可以搜集更多更全的训练数据集。数据集包括同一个体不同年龄段的照片，不同人种的照片，不同类型（美丑等）。通过更全面的数据，提高模型对现场应用中人脸差异的适应能力。

第二类：FR+FCN，pose+shape+expression augmentation和CNN-3DMM estimation。这类方法采用的是合成的思路，通过3D模型等合成不同类型的人脸，增加数据集。这类方法操作成本更低，更适合推广。其中，特别是CNN-3DMM estimation，作者做了非常出色的工作，同时提供了源码，可以进一步参考和深度研究。

上述方法在理想条件下的人脸识别精确度已经达到或者超越人类的表现。但是，由于光线，角度，表情，年龄等多种因素，导致人脸识别技术无法在现实生活中广泛应用。未来研究中，不管哪种思路，均是提高模型对现场复杂环境的适应能力，在复杂环境中，也能达到人类识别的精确度。

人脸识别技术是计算机视觉和深度学习领域中相对成熟的技术，很期待该技术的广泛应用。

知

 写文章[登录](#)

计算机视觉

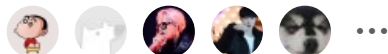


96

收藏

分享

举报



16 条评论

写下你的评论...

**Alston**

感謝作者精心地整理比較，非常有幫助

8 个月前

**xinyu zhang**


特别棒，很有收获

7 个月前

**黄军**



狗头山人七 (作者) 回复 黄军

 查看对话

谢谢。确实有些没有提到，我只选了一部分。

7 个月前



不是归人

文章写得不错，我觉得对于一般人或者一般公司来说，那篇data argument的论文最有价值

7 个月前



xinyu zhang

你好博主 我有一个问题

就是我把lfw不论是用于训练的样本还是测试的样本在我的训练集中都剔除了 然后我也没有用除lfw之外的其他样本对进行训练 但是用了我自己训练集的identity 那我这种是属于6中协议中的4还是6呢

6 个月前



我不高只有一米九

感谢您的整理，博士师兄推荐我看的这篇文章

6 个月前



狗头山人七 (作者) 回复 我不高只有一米九

 查看对话



**图灵**

您好，我是一个本科二年级学生，请问您这篇文章有发表成论文吗？我可不可以拜阅一下您的源代码？

5 个月前

**Ken**

请问在deep ID系列中，那个 locally connected layer是指什么呢？

在Deep ID1论文中(链接 <http://www.ee.cuhk.edu.hk/~xgwan/papers/sunWTcvpr14.pdf>) 是这么描述的(第3页左下角位置)：

In the third convolutional layer, weights are locally shared in every 2\*2 region, while weights in the fourth convolutional layer are totally unshared.

这个2×2是指2nd的feature map 直接横竖分成4等分，然后连接到3rd的feature map时，在每等份里面weight是share的？还是应该怎么理解？那4th的totally unshared又该怎么理解？

我看到网上一些复现，根本没有做。难道就是指用多个patch来做就是实现了？

5 个月前

1

2

下一页