中兴人工智能比赛-人脸认证

一、 算法说明

具体算法说明详见算法代码（有注释）

图像预处理

对包含人脸的图像进行人脸框识别，人脸对齐和人脸剪裁。

原理

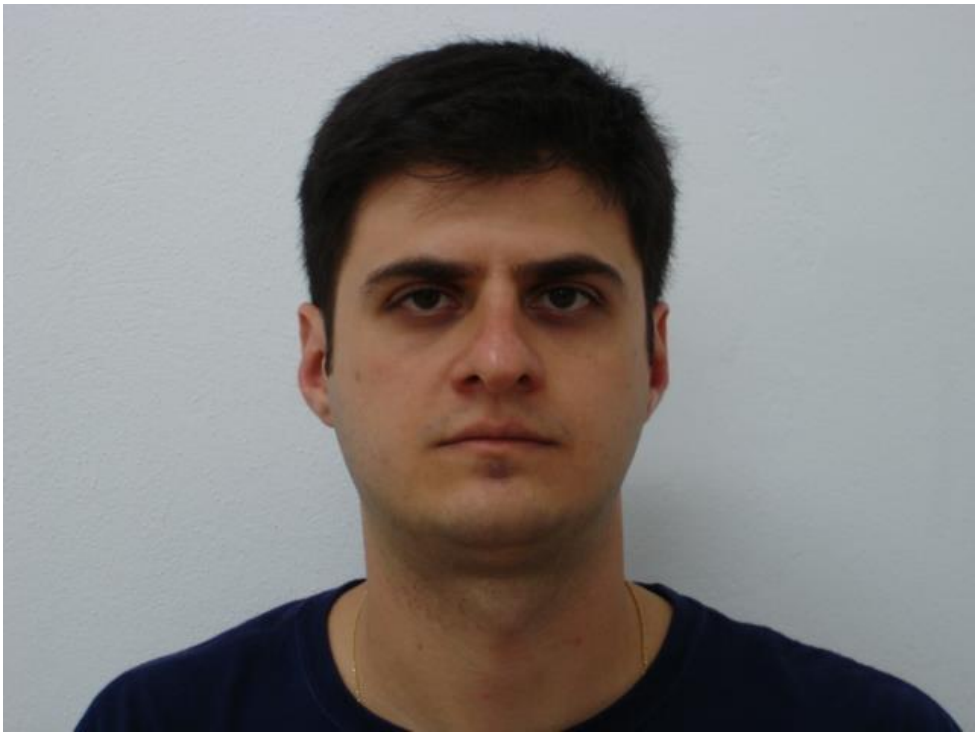
人脸框识别

人脸对齐

人脸剪裁

这三个步骤可以用我做的一个小工具：FaceTools 来一键完成。

具体来说，需要选择一个标准的人脸图像作为对齐的基准，如图：



训练数据通过对齐后是这样的：

LFW 测试数据通过对齐后是这样的：

数据转换

图像处理好之后，需要将其转化为 Caffe 可以接受的格式。虽然 Caffe 支持直接读图像文件的格式进行训练，但是这种方式磁盘 IO 会比较的大，所以我这里不采用图像列表的方式，而是将训练和验证图片都转化为 LMDB 的格式处理。

caffe 训练

根据 DeepID 的网络使用 caffe 训练得到模型参数。

原理

对原始数据分离训练集和测试集

转换为 caffe 可以处理的 lmdb 格式

根据设定的 Net 网络和 Solver 配置文件进行训练

得到训练的模型

实现

修改 DeepID.py 中 demo(num)方法中的人脸对齐后的文件夹以及最后一行的中训练的人数（1-10575）

参考论文

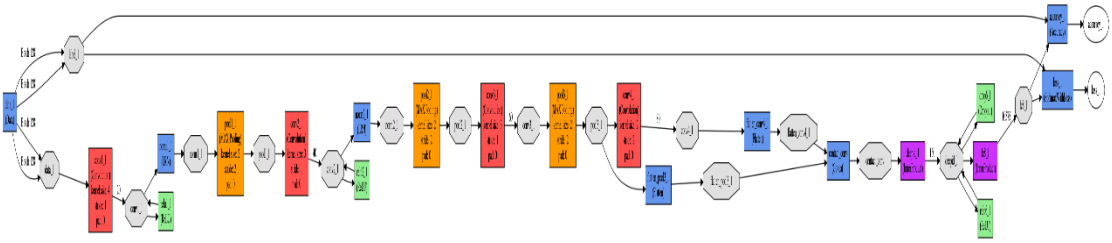
1.deepID《Deep learning face representation from predicting 10,000 classes》

2.deepID2《Deep Learning Face Representation by Joint Identification-Verification》

3.deepID2+《Deeply Learned Attributes for Crowded Scene Understanding", IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, June 2015 (Oral)》
deepID3《Face Recognition with Very Deep Neural Networks》

详细说明

DeepID 是深度学习方法进行人脸识别中的一个简单，却高效的一个网络模型，其结构的特点可以概括为两句话：1、训练一个多个人脸的分类器，当训练好之后，就可以把待测试图像放入网络中进行提取特征，2 对于提取到的特征，然后就是利用其它的比较方法进行度量。



通过深度学习来进行图像高级特征表示（DeepID），进而进行人脸的分类。

优点：在人脸验证上面做，可以很好的扩展到其他的应用，并且夸数据库有效性；在数据库中的类别越多时，其泛化能力越强，特征比较少，不像其他特征好几 K 甚至上 M，好的泛化能力+不过拟合于小的子训练集。

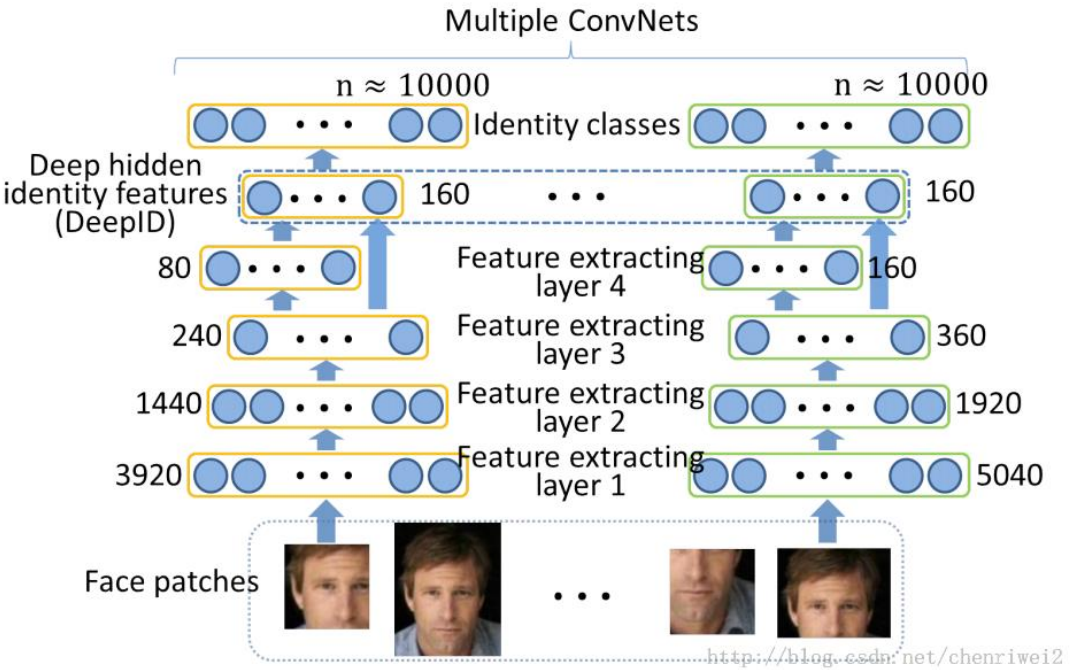
主要过程：采用卷积神经网络（CNN）方法，并且采用 CNN 最后一层的激活值输出作为 features，不同的人脸区域放入 CNN 中提取特征，形成 了互补、过完全的特征表示。（form complementary and over-complete representations）。

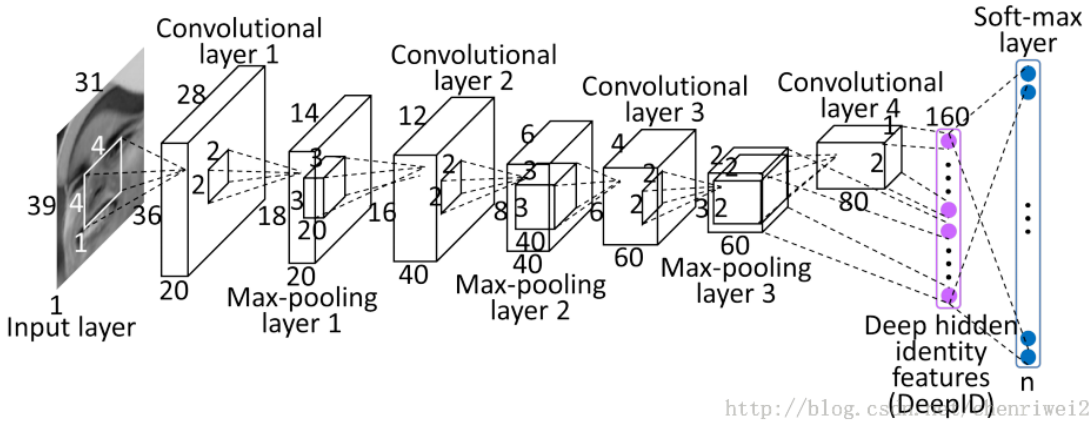
通过深度卷积网络来学习高级的过完全特征（有监督），CNN 的最后一层激活值作为输出，

具体细节：

采用 3 个尺度，10 个人脸 region，60 个 patch，训练 60 个 CNN 网络，每个提取两个 160 维的特征（两个是因为：extracts two 160-dimensional DeepID vectors from a particular patch and its horizontally flipped counterpart.），所以最后一张人脸图像的特征的维度是：160*2*60=19200 维。

CNN 的结构如下：





说明：共 5 层网络，越往上的神经元的个数就越少，到最后就剩下 160 个神经元的输出，上面的 Face patches 是进过对齐过后的的人脸块，也就是说已左（右）眼为中心的人脸区域块，嘴角为中心的人脸区域块等等，这样就有多个不同的输入块输入到 CNN 中，文章采用了 把倒数第二层的输出+倒数第一层的输出作为特征（这应该是采用 12 年的 Le Cun 那篇文章的 track）。最后再把不同的块所输出的特征连接起来，就形成了一个最终一张人脸的特征。然后再用各种分类器对其特征进行分类。

采用 Max-Pooling，softmax；

输入图像：39*31*k 个人矩形脸图像块+31*31*k（这里 k 在彩色图像时为 3，灰度时 k 为 1）个人脸正方形块（因为后面要考虑到是全局图像还是局部图像，且需要考虑到尺度问题），使用 ReLU 非线性处理；

不同的输入图像：

其中局部图像是关键点（每个图像一个关键点）居中，不同的区域大小和不同的尺度图像输入到 CNN 中，其 CNN 的结构可能会不相同，但是最后的特征的都是 160 维度，最后将所有的特征级联起来。

最后一层的特征是第三层和第四层全相连（比较特殊的地方），因为这样可以加入尺度特征，因为第三层和第四层学习到的特征的尺度是不一样的。

特点：提取的特征很 Compact，只有 160*k，k 不大。自然就具有判别力了。

在训练 CNN 中，训练数据的类别越多，其性能越好，但是会在训练模型中出现问题，也就是太慢。

CNN 的输出是特征，而不是输出类别，

分类：

采用 Joint Bayesian 来进行人脸的 verification；也采用了神经网络来比较，但是联合贝叶斯的效果比较好；

方法比较：

当前的人脸识别方法：过完全的低级别特征+浅层模型。

ConvNet 能够有效地提取高级视觉特征。

已有的 DL 方法：

1. Huang【CVPR2012】的生成模型+非监督；

2. Cai 【2012】的深度非线性度量学习；

3 Sun【CVPR2013】的监督学习+二类分类（人脸校验 verfication），是作者去年写的。而这一篇文章是多类分类问题（identification），而且这篇文章中，有 10000 类的人脸类别。

二、 训练数据集

1) 开放数据集：

VGG: http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/software/vgg_face/
CMU-OpenFace: http://cmusatyalab.github.io/openface/

2) Datasets

1. CASIA WebFace Database. 10,575 subjects and 494,414 images
2. Labeled Faces in the Wild.13,000 images and 5749 subjects
3. Large-scale CelebFaces Attributes (CelebA) Dataset 202,599 images and 10,177 subjects. 5 landmark locations, 40 binary attributes.
4. MSRA-CFW. 202,792 images and 1,583 subjects.
5. MegaFace Dataset 1 Million Faces for Recognition at Scale 690,572 unique

people

6. FaceScrub. A Dataset With Over 100,000 Face Images of 530 People.
7. FDDB.Face Detection and Data Set Benchmark. 5k images.
8. AFLW.Annotated Facial Landmarks in the Wild: A Large-scale, Real-world Database for Facial Landmark Localization. 25k images.
9. AFW. Annotated Faces in the Wild. ~1k images. 10.3D Mask Attack Dataset. 76500 frames of 17 persons using Kinect RGBD with eye positions (Sebastien Marcel)
10. Audio-visual database for face and speaker recognition.Mobile Biometry MOBIO http://www.mobioproject.org/
11. BANCA face and voice database. Univ of Surrey
12. Binghampton Univ 3D static and dynamic facial expression database. (Lijun Yin, Peter Gerhardstein and teammates)
13. The BioID Face Database. BioID group
14. Biwi 3D Audiovisual Corpus of Affective Communication. 1000 high quality, dynamic 3D scans of faces, recorded while pronouncing a set of English sentences.
15. Cohn-Kanade AU-Coded Expression Database. 500+ expression sequences of 100+ subjects, coded by activated Action Units (Affect Analysis Group, Univ. of Pittsburgh.
16. CMU/MIT Frontal Faces . Training set: 2,429 faces, 4,548 non-faces; Test set: 472 faces, 23,573 non-faces.

3) Trained Model

1. openface. Face recognition with Google's FaceNet deep neural network using Torch.
2. VGG-Face. VGG-Face CNN descriptor. Impressed embedding loss.

三、 运行环境

电脑软硬件说明	
CPU	Intel 酷睿 i7 4790K
RAM	16G DDR3-1600
GPU	GTX980 4GRAM
OS	Ubuntu 14.04 LTS desktop
深度学习框架 1	Caffe
深度学习框架 2	Torch
深度学习框架 3	Tensorflow
深度学习框架 4	Mxnet

深度学习框架 5	Theano
辅助工具 1	Opencv(3.1.0/2.4.13)
辅助工具 2	Anaconda（python2.7）
辅助工具 3	CUDA7.5
辅助工具 4	Cudnn 5.0.5

四、 ROC

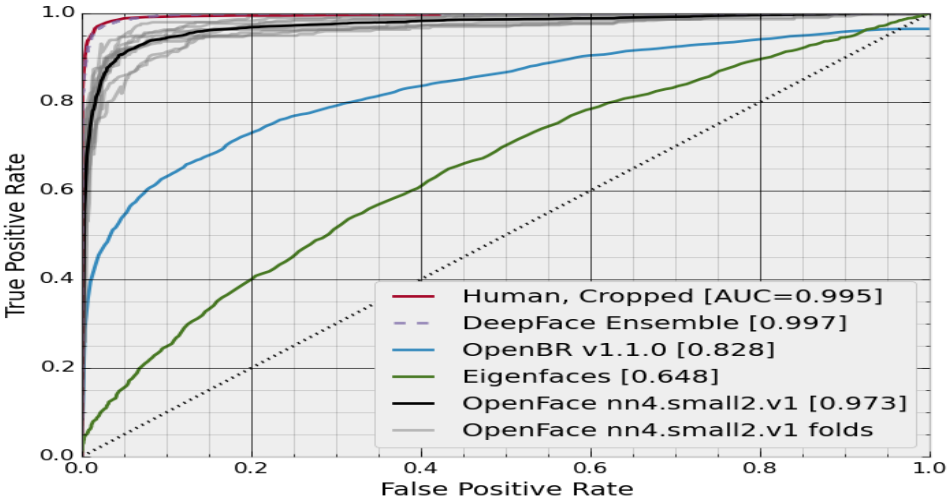
Performance

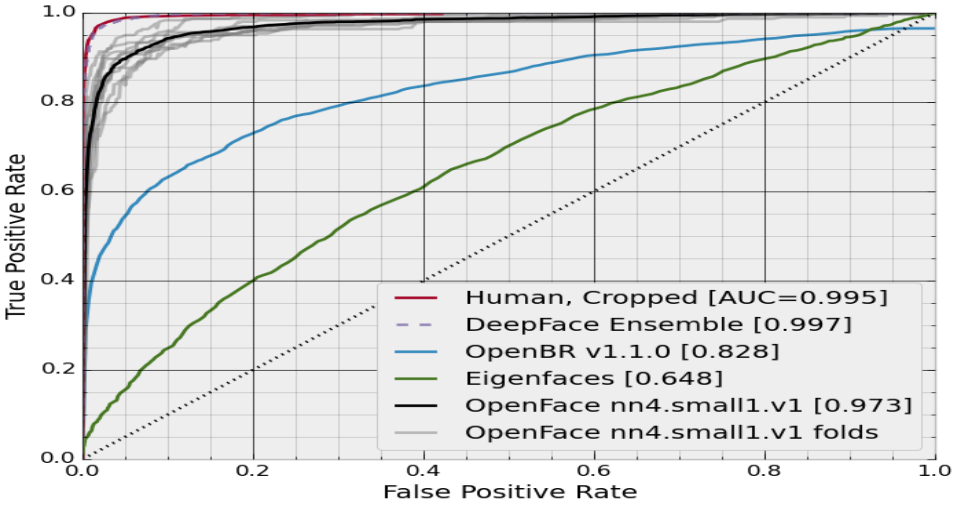
Model	Runtime (CPU)	Runtime (GPU)
nn4.v1	75.67 ms ±19.97 ms	21.96 ms ±6.71 ms
nn4.v2	82.74 ms ±19.96 ms	20.82 ms ±6.03 ms
nn4.small1.v1	69.58 ms ±16.17 ms	15.90 ms ±5.18 ms
nn4.small2.v1	58.9 ms ±15.36 ms	13.72 ms ±4.64 ms

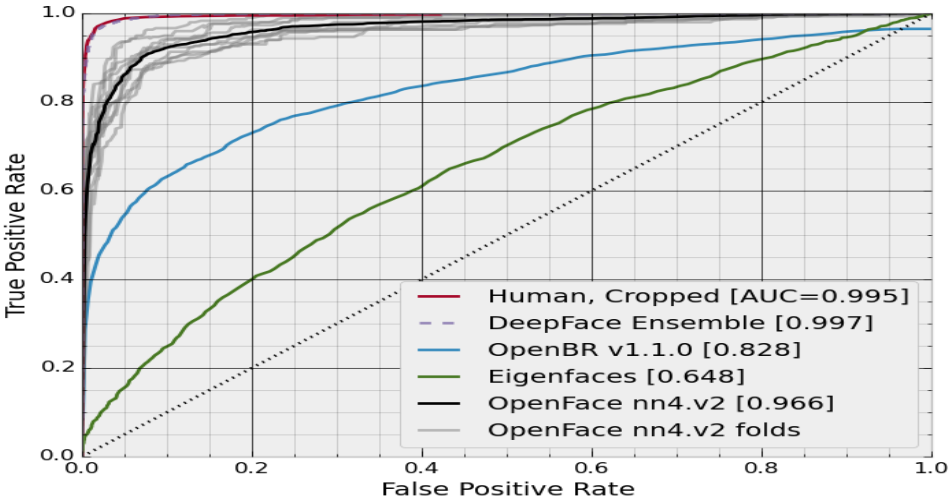
Accuracy on the LFW Benchmark

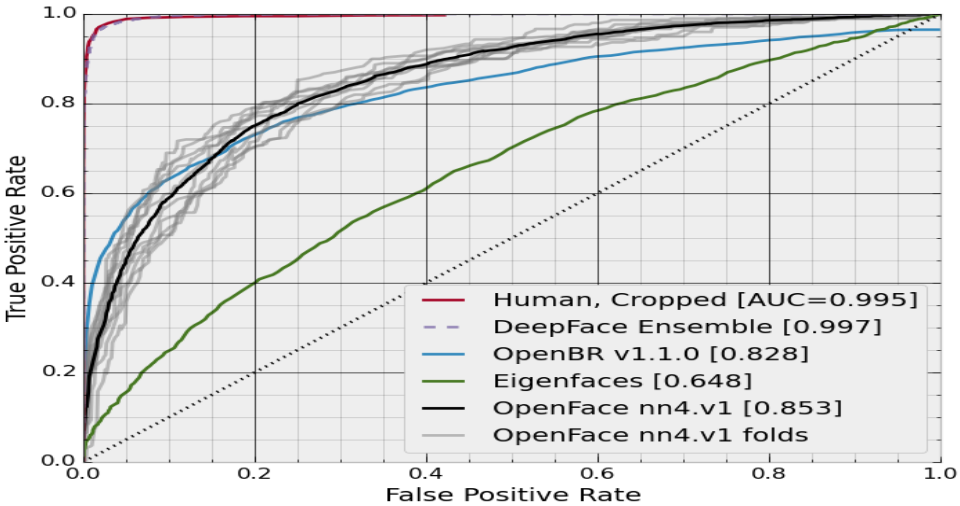
Model	Accuracy	AUC
nn4.small2.v1 (Default)	0.9292 ± 0.0134	0.973
nn4.small1.v1	0.9210 ± 0.0160	0.973
nn4.v2	0.9157 ± 0.0152	0.966
nn4.v1	0.7612 ± 0.0189	0.853
FaceNet Paper (Reference)	0.9963 ± 0.009	not provided

ROC Curves


True Positive Rate
False Positive Rate
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
Human, Cropped [AUC=0.995]
DeepFace Ensemble [0.997]
OpenBR v1.1.0 [0.828]
Eigenfaces [0.648]
OpenFace nn4.small2.v1 [0.973]
OpenFace nn4.small2.v1 folds


True Positive Rate
False Positive Rate
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
Human, Cropped [AUC=0.995]
DeepFace Ensemble [0.997]
OpenBR v1.1.0 [0.828]
Eigenfaces [0.648]
OpenFace nn4.small1.v1 [0.973]
OpenFace nn4.small1.v1 folds


True Positive Rate
False Positive Rate
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
Human, Cropped [AUC=0.995]
DeepFace Ensemble [0.997]
OpenBR v1.1.0 [0.828]
Eigenfaces [0.648]
OpenFace nn4.v2 [0.966]
OpenFace nn4.v2 folds


True Positive Rate
False Positive Rate
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
Human, Cropped [AUC=0.995]
DeepFace Ensemble [0.997]
OpenBR v1.1.0 [0.828]
Eigenfaces [0.648]
OpenFace nn4.v1 [0.853]
OpenFace nn4.v1 folds