基于机器学习方法的人脸识别研究

[1. 简介 1](#_Toc1780536859)

[2. 开源模型 1](#_Toc1249106647)

[3. 数据来源 2](#_Toc321795406)

[4. 测试方法 2](#_Toc2105502803)

[5. 测试结果 2](#_Toc1605845192)

[6. 结果讨论 4](#_Toc363740442)

[7. 内部转化进展 4](#_Toc244940237)

[(1) 算法后台功能 4](#_Toc2034259259)

[(2) 接口功能（具体见api文档） 5](#_Toc638082028)

[(3) 识别率测试结果 5](#_Toc2089172207)

[8. 存在的问题 6](#_Toc107904040)

[(1) 准确率问题 6](#_Toc1526603529)

[(2) 接口速度问题 6](#_Toc2057853504)

[(3) 模型训练问题 6](#_Toc867827810)

1. 简介

人脸识别包括：1:1人脸验证，1:N人脸查找。人脸识别过程包括：人脸图像采集、人脸定位、人脸对齐、人脸验证/查找。人脸识别系统的输入是含有未确定身份的人脸图像，以及人脸数据库中若干已知身份的人脸图像或响应特征编码，输出则是一系列相似度得分，表明待识别的人脸的身份。

目前人脸识别算法可以分为：

1. 基于人脸特征点的识别算法
2. 基于整幅人脸图像的识别算法
3. 基于模板的识别算法
4. 利用神经网络进行识别的算法
5. 利用支持向量机进行识别的算法

本次研究主要为使用深度学习进行识别的算法模型。深度学习是神经网络算法的一个分支。核心算法过程是，(1)通过网络模型提取人脸特征数据，(2)根据特征数据，使用深度学习或机器学习算法对人脸进行分类查找。

1. 开源模型
2. face-recognition <https://github.com/ageitgey/face_recognition>
3. vggface <https://github.com/rcmalli/keras-vggface>
4. face.evoLVe <https://github.com/ZhaoJ9014/face.evoLVe.PyTorch>
5. facenet <https://github.com/davidsandberg/facenet>
6. deepface <https://github.com/ildoonet/deepface>

以上模型均带有预训练权重数据，可直接进行识别测试，评估准确度。

为提高准确度，采用并行算法方式，即对同一人脸使用两种算法同时进行识别，然后合并识别结果，测试的并行算法包括：

1. 双模型并行识别（senet50 + IR152）
2. 双模型并行识别（senet50 + face-recognition）
3. 双模型并行识别（senet50 + deepface）

为提高准确度，亦采用合并特征值方式，即将两个模型产生的特征值进行合并，生成新的特征值，然后用新的特征值构建特征库进行识别，测试的合并特征值包括：

1. 合并特征值（senet50 + IR152）
2. 数据来源

因为上述模型训练的数据集主要是西方人脸，所以测试数据集选取两类人脸：东方人和西方人，分别进行测试和对比。

西方人脸（CASIA-WebFace） <https://github.com/ZhaoJ9014/face.evoLVe.PyTorch#Data-Zoo>

东方人脸1（RMFD） <https://github.com/X-zhangyang/Real-World-Masked-Face-Dataset>

东方人脸2（Asian-Celeb）[https://github.com/deepinsight/insightface/wiki/Dataset-Zoo](https://github.com/deepinsight/insightface/wiki/Dataset-Zoo" \l "asian-celeb-94k-ids28m-images8-recommend)

1. 测试方法
2. 从三个人脸库中各选50个人，每人取20张可定位到人脸的照片，10张用于训练，10张用于识别测试；（东方人1A，西方人A，东方人2A）
3. 扩大数据集（均扩大到400人），其他条件不变；（东方人1B，西方人B，东方人2B）
4. 测试结果
5. 使用K临近值方法进行分类查找（使用10张人脸进行训练）

| **算法模型** | **东方人1A** | **东方人1B** | **西方人A** | **西方人B** |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| face-recognition | 0.790 |  | 0.980 |  |
| vggface-vgg16 | 0.690 |  | 0.875 |  |
| vggface-senet50 | 0.933 |  | 0.975 |  |
| vggface-resnet50 | 0.882 |  | 0.973 |  |
| face.evoLVe-IR50-asia | 0.755 |  | 0.890 |  |
| face.evoLVe-IR50-ms1m | 0.802 |  | 0.941 |  |
| face.evoLVe-IR152 | 0.906 |  | 0.971 |  |
| facenet | 0.737 |  | 0.925 |  |
| deepface | 0.855 |  | 0.975 |  |
| senet50 + IR152 | 0.955 | 0.867 | 0.984 | 0.968 |
| senet50 + face-recognition | 0.941 | 0.809 | 0.986 | 0.961 |
| senet50 + deep | 0.943 | 0.810 | 0.984 | 0.960 |
| senet50 + IR152特征合并 | 0.931 |  | 0.963 |  |

1. 使用K临近值方法进行分类查找（使用3张人脸进行训练）

| **算法模型** | **东方人1A** | **东方人1B** | **西方人A** | **西方人B** | **东方人2A** | **东方人2B** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| senet50 + IR152 | 0.888 | 0.692 | 0.965 | 0.942 | 0.947 | 0.862 |
| senet50 + face-recognition | 0.806 | 0.618 | 0.976 | 0.916 | 0.929 | 0.754 |

1. 使用深度学习方法进行分类查找（使用3张人脸进行训练）

| **算法模型** | **东方人1A** | **东方人1B** | **西方人A** | **西方人B** | **东方人2A** | **东方人2B** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| senet50 | 0.9232 | 0.7146 | 0.9604 | 0.9255 | 0.9832 | 0.9209 |
| IR152 | 0.8627 | 0.6730 | 0.9508 | 0.8985 | 0.9524 | 0.9095 |
| senet50 + IR152特征合并 | 0.9328 | 0.7980 | 0.9664 | 0.9419 | 0.9915 | 0.9605 |

1. 数据增强训练模型（使用“东方人1B”训练，使用K临近分类查找，10张人脸注册）

| **算法模型** | **东方人1A**  **senet50** | **东方人2A**  **senet50** | **东方人1A**  **senet50+IR152** | **东方人2A**  **senet50+IR152** |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 1次训练，epoch=100 | 0.939 | 0.963 | 0.955 | 0.978 |
| 2次训练，epoch=100\*2 | 0.953 | 0.986 | 0.963 | 0.984 |
| 2次训练，epoch=100\*2  （人脸角度修正） | 0.953 | 0.976 | 0.967 | 0.976 |

1. 结果讨论

(1) face-recognition模型的识别准确率，对西方人比东方人要高；

(2) vgg16模型识别准确率较低，尤其对东方人；

(3) senet50和resnet50识别过程中，东方人脸大概率出现多个匹配结果情形，对西方人脸基本未出现，说明模型对东方人特征提取差异不够显著；

(4) 从目前结果观察，senet50模型和IR152模型对东方人脸识别率比较高，但要处理好多结果返回和非最佳结果返回；

(5)算法并行识别可以提升准确率，比较显著；特征值合并也可提高准确率，但不显著；

(6)数据集扩大后，准确率下降，主要原因是多结果增加，影响最终准确率，东方人准确率下降更显著，再次说明模型对东方人特征提取差异不够显著；

(7)识别阈值threshold需要优化，threshold优化依据对训练集f1和acc的计算；优化后可以提高识别准确率；深度学习方法不需要提供threshold值；

(8)算法并行时，两个算法结果合并的算法也会影响最终准确率；

(9)senet50对人脸是否对齐不敏感（人脸旋转30度扔可识别），IR152对人脸是否对齐敏感（旋转15度时即识别错误）；

(10)在使用3张人脸训练特征库时，深度学习方法的准确率明显由于K临近算法；

(11)图片采集质量（光照、清晰度、表情、脸部装饰、拍摄角度等）对识别结果影响较大，具体可以对比“东方人1”和“东方人2”的结果，前者采集质量较差；

(12)数据增强训练可以提高准确率，对特定数据集增强训练可以加强特征提取；

(13)特征合并同时使用深度学习方法分类，准确率提升明显；

1. 内部转化进展

<https://gitlab.ylzpay.com/guantao/face-id>

1. 算法后台功能
2. 使用两种人脸识别模型（senet50, IR152）；
3. 1:1验证使用单算法（senet50）；
4. 1:N识别使用双算法并行计算特征，使用合并后的特征进行识别；
5. 注册人脸数据进行自动角度修正，保存两个人脸特征：原始的、角度修正后的；
6. 人脸识别时，陌生人脸会进行角度修正；
7. 提供结果反馈机制，结果反馈正确的陌生人脸将加入注册库做数据增强；
8. 1:N识别分两级，主库和临时库，主库保存所有特征，临时库保存最近（例如1天）新注册的人脸特征（因为注册训练耗时比较多，主库不便做实时训练，临时库可以实时训练）；
9. 提供双因素识别，目前支持手机号后4位；
10. 人脸特征库分组进行管理，按组训练；
11. 接口与后台功能通过消息中间件解耦，同步请求、异步处理；
12. 算法模型权重可进行数据增强训练；
13. 特征库保存注册用户的人脸截图，便于进行再训练；
14. 接口功能（具体见api文档）
15. 人脸定位
16. 人脸对比
17. 人脸搜索
18. 识别结果反馈
19. 特征库管理
20. 识别率测试结果

（基于前述三个人脸测试集，每个数据集各注册有400人，使用深度学习方法进行分类查找）

使用**10**张人脸进行训练

| **算法模型** | **西方人** | **东方人1** | **东方人2** |
| --- | --- | --- | --- |
| senet50 | 0.952 | 0.842 | 0.959 |
| IR152 | 0.943 | 0.814 | 0.965 |
| senet50 + IR152  特征合并 | 0.968 | 0.890 | 0.986 |

使用**3**张人脸进行训练

| **算法模型** | **西方人** | **东方人1** | **东方人2** |
| --- | --- | --- | --- |
| senet50 | 0.914 | 0.732 | 0.898 |
| IR152 | 0.928 | 0.700 | 0.936 |
| senet50 + IR152  特征合并 | 0.953 | 0.821 | 0.957 |

使用**3**张人脸进行训练，3个数据集合并为一个大库（1200人）

| **算法模型** | **西方人** | **东方人1** | **东方人2** |
| --- | --- | --- | --- |
| senet50 | 0.897 | 0.709 | 0.859 |
| IR152 | 0.914 | 0.684 | 0.911 |
| senet50 + IR152  特征合并 | 0.946 | 0.801 | 0.941 |

1. 存在的问题
2. 准确率问题

从上述测试集结果分析，准确率与许多因素相关：注册照片质量、采集照片质量、照片清晰度、光照、表情、遮挡物、人种、特征库人脸数量等都有比较大影响。在学术上，特定数据集可以做到95%以上，但对于日常应用时的准确率很难评估，影响因素太多，尤其受采集质量和人脸数量影响最明显，工程应用上，准确率能达到80%算比较好的应用了。所以在身份人种敏感的应用上，建议提高识别阈值或增加双因素认证。

1. 接口速度问题

目前为提高准确率，使用双算法并行的方式提高识别准确率，因此每个陌生人脸需要分别计算两个算法的特征值，虽然是多线程并发执行，但受算法模型本身计算速度和测试硬件限制（测试环境：1.6GHz 4核i5CPU、8G内存、无GPU），1:1和1:N的接口处理平均在1秒到1.8秒。如果使用有GPU的硬件，会有一点速度提升，待进一步测试。

1. 模型训练问题

目前使用的算法模型均来自开源模型，并找到已训练过的权重数据。但是开源权重数据是大多根据西方人脸训练，从目前测试情况看，随着人脸数量增加，东方人脸的召回率会低于西方人。目前已基本掌握增强训练的方法，但前提是需要有合适的训练数据集和训练的硬件GPU环境。