

# Face Recognition method survey:1

paper: Facial Recognition Technology:A Comprehensive Overview[[pdf](#)]

**前言：**人脸识别作为计算机视觉和生物识别领域被研究最多的主题之一，目前已经被广泛应用于安防、交通、医疗等领域。由于大多数人脸识别的数据获取都是基于有感方式（即人主动配合面部采集设备去进行人脸识别），所以人脸识别的发展相对于其他任务发展得比较顺利。该篇笔记以“Facial Recognition Technology:A Comprehensive Overview”(2023年6月)作为主体，调研了人脸识别领域的前生今世与未来。

## 人脸识别的历史与演化：

**1.早期面部识别技术(20世纪中期)**美国科学家Bledsoe 的系统要求管理员手动输入照片上眼睛和嘴巴等面部特征的坐标。然后使用这些数据比较和识别数据库中的人脸。Goldstein、Harmon 和 Lesk 使用 21 个主观标记，包括头发颜色和嘴唇厚度，以实现人脸识别的自动化。

### 2.人脸识别的关键发展(1980~1990):

**2.1 PCA:**Sirovich 和 Kirby (1987) 证明可以使用少于 100 个值来准确编码适当对齐和规范化的人脸。人们从此开始使用主成分分析的方法来进行面部识别。主成分分析 (PCA) 是一种广泛使用的数据降维和可视化方法。通过线性变换，将高维数据转换为低维表示，同时保留数据的基本特征。PCA 通过识别数据的主成分并将其投影到一个新的特征空间来实现这一点。PCA 允许我们捕获数据的基本特征并降低其维度，这在各种数据分析和机器学习任务中很有价值。

**2.2 Fisherfaces:**Belhumeur、Hespanha 和 Kriegman (1997) 的 Fisherfaces方法增强了不同光照条件和面部表情下的识别性能。Fisherfaces是一种基于线性判别分析(LDA)的人脸识别方法，被当作为主成分分析 (PCA) 的改进，以提高人脸识别的准确性。与 PCA 不同，Fisherface 在进行降维时考虑了数据的类信息。通过最大化类间散点和最小化类内散点来选择最优投影向量，确保不同类别之间数据点的最大分离。

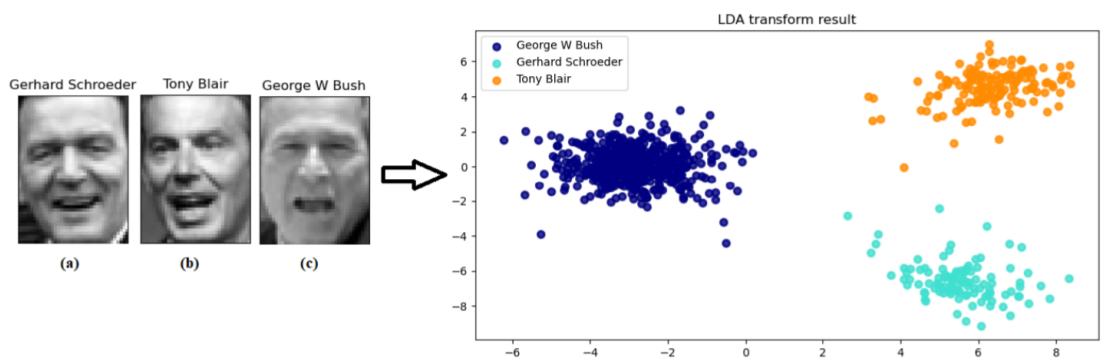


Figure 2: Feature extraction using Fisherfaces.

**2.3 局部特征分析:**1990 年代后期和 2000 年代初期的局部特征分析的出现带来了另一个演变。研究人员开始关注眼睛、鼻子和嘴巴等局部特征，而不是分析整个脸。这种方法结合二维和三维识别技术的发展，显著提高了人脸识别的准确性。

### 3.人脸识别发展现状(21世纪):

由Facebook（现在叫meta）于2014年提出的DeepFace作为深度学习在人脸识别领域的里程碑，利用深度神经网络模型以高精度识别数字图像中的人脸，几乎与人类识别人脸的能力一样有效。DeepFace的主要目标是实现大规模人脸识别，准确识别和匹配数百万用户之间的人脸。其核心思想是将人脸图像转换为高维特征向量，比较这些向量之间的相似度进行人脸匹配，在 LFW 数据集上，DeepFace 的准确率超过 97%，与人类判断相比接近人类水平的准确性。

DeepFace的大体流程为：

- 1.预处理：标准化操作，包括对齐、缩放、旋转校正
- 2.特征提取：通过卷积神经网络提取面部特征，将其表示为高维向量
- 3.特征对比：通过计算两个人脸图像的特征向量之间的余弦相似度来进行人脸匹配。

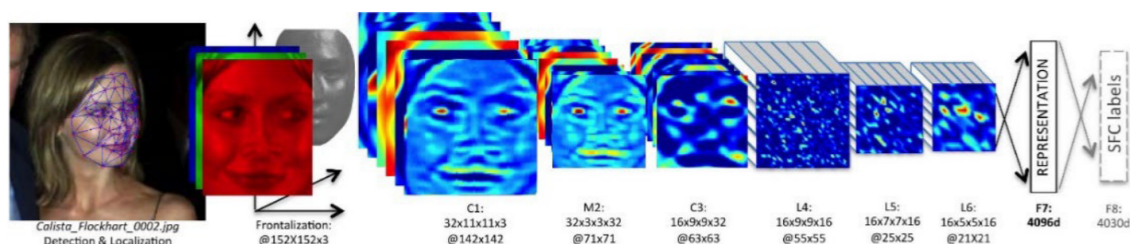


Figure 3: DeepFace extracts features with a multi-layer convolutional neural network.

Google2015年提出了FaceNet，通过引入更多的数据和新的损失函数三元组损失函数进一步推动了人脸识别的发展，同时相较于DeepFace，FaceNet可以进行聚类，通过三元组损失函数确保了同一个人之间的向量距离很小的同时，不同人的照片的向量距离很大。（FaceNet中的L2规范化是归一化尺度，相似的思想可以参照Transformer中的自注意力计算方法）

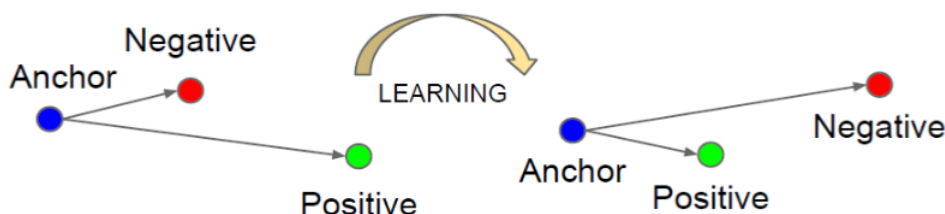


Figure 4: The Triplet Loss of FaceNet.

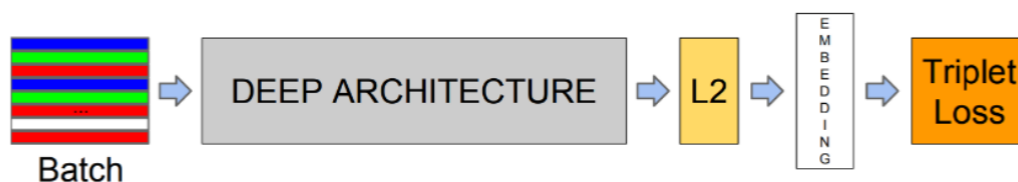


Figure 5: Model structure of FaceNet.

## 人脸识别的类型

### 1. 2D人脸识别

2D人脸识别是最常见、应用最广泛的技术。它的工作原理是捕捉一个人的脸的二维图像，然后将这些图像与存储的2D面部数据进行比较或验证。这类系统成功中最关键的因素是人脸图像捕获过程中的光照条件。光照变化会导致面部特征外观的变化，这可能会降低准确性。

2D人脸识别系统对人脸的角度也很敏感。当人脸直接面对相机时，它们效果最好，当人脸转向侧面或向上或向下倾斜时，性能往往会下降。（可以通过GAN生成不同角度的人脸作为照片底库）

虽然存在诸多挑战，2D人脸识别仍然被广泛应用于各种应用，包括智能手机解锁、社交媒体上的照片标记和安全监控等方面。

## 2. 3维人脸识别

3D人脸识别技术使用深度传感器或立体相机来捕捉人脸的精确形状和轮廓。然后使用收集的数据来识别或验证一个人的身份。由于这些系统使用 3D 数据，因此它们受光照或人脸角度的变化的影响较小，因此与 2D 系统相比，它们在各种条件下更准确。然而，3D人脸识别系统实现起来通常更复杂和昂贵。他们还需要更多的处理能力来分析 3D 面部数据。尽管存在这些挑战，但它们变得越来越流行，特别是在需要高精度的高级安全应用中。

## 3. 红外面部识别

红外面部识别是一种相对较新的、不太常见的面部识别技术类型。通过使用热摄像机来捕捉人脸发出的热模式可以在光照和黑暗环境中检测到每个个体独特的热模式，这使得无论光照条件如何，该系统都非常有效。红外面部识别主要在光照差或者夜间条件下使用，热像仪的成本是限制其发展的主要原因。

# 人脸识别过程

人脸识别过程涉及一系列步骤，从数据采集到匹配的最后阶段。虽然在不同类型的人脸识别系统模型和模型之间可能有所不同，但一般过程保持不变。

1.数据采取：一般根据需求和方案需要选定不同的设备，2D人脸识别使用普通摄像头，如果准确度要求高，可以考虑使用分辨率更高的摄像头，3D人脸识别使用深度摄像头，红外人脸识别就需要使用红外摄像头采集数据。

2.人脸检测：包括识别和定位数字图像中的人脸。算法将扫描整个图像，并根据人脸的结构、颜色和形状等某些属性或特征将面部特征与图像的其余部分区分开来。这主要依托目标检测中的网络进行。

3.特征提取：检测到人脸后使用选定网络进行特征提取，也可以使用一些传统方法比如Harr等方法提取特征。这部分在网络构成中大多被成为backbone，成熟的backbone大都在分类任务上得到了较好的结果。

4.匹配：将提取的特征与数据库中的存储面部数据进行比较。在识别模式下，系统将特征与数据库中的所有面部数据进行比较以找到匹配。在验证模式下，系统将特征与特定个体的存储数据进行比较，以确认它们的身份。在某些系统中，匹配是根据相似度分数确定的。如果相似度得分越过某个阈值，系统得出结论它已经找到了匹配。

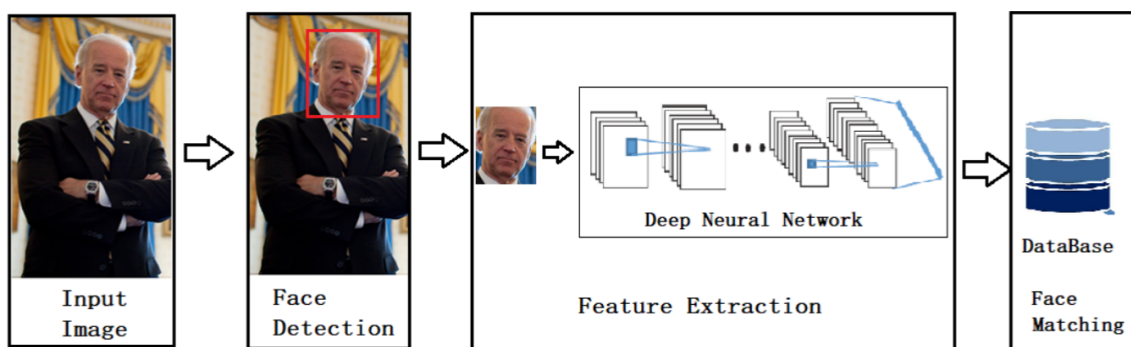


Figure 6: Facial recognition system process with deep learning model.

## 人脸识别的应用：

- 1.安全和监视
- 2.身份验证
- 3.社交媒体
- 4.医疗保健
- 5.智能零售

## 人脸识别技术的挑战与限制

---

- 1.准确性和群体偏见
- 2.隐私保护问题
- 3.法律法规
- 4.对输入数据质量的依赖

## 总结：

---

虽然是一篇2023年发布的论文，但是实际上没有新的东西和新的理念提出，文章有点空泛，但是对人脸识别的介绍还算充足。实际上不止人脸识别，所有的任务都依托于数据，如果要做到对环境完全的感知，首先要做到对环境数据的采集要全面，其次是方法的区别，但是归根结底，网络的精度上限取决于数据的质量。一般网络的改进思路也是需要按照方向来寻找，比如要提高准确率，那么可能需要用更强的特征提取模块，那么就要讨论在backbone中增加CNN、Transformer、注意力机制增加网络的特征提取能力，如果研究更轻量化的网络，那么网络的计算量就是最大的问题，低秩近似、剪枝蒸馏、NAS就是研究的方向。所以整个任务需要考虑的方面是多样的。笔者曾经与课题组参与过某监狱的数字化建设项目，期间见过几个头部公司的点名算法，即通过人脸识别进行车间点名，该类项目一般是软硬件结合，比如采集人脸需要高精尖的球机，通过设定球机的预置位来采取人脸，进而识别。此外，人脸识别可以作为特定模块嵌入项目框架，比如上述项目中有公司通过使用检测到人脸作为合格的标准，即采集到人脸以后才对该图像处理，否则不做处理，减轻了后端的计算压力和存储压力。