

遮挡人脸识别算法改进方法综述

朱孟刚, 郑广海

大连交通大学软件学院, 辽宁 大连

收稿日期: 2022年5月15日; 录用日期: 2022年6月14日; 发布日期: 2022年6月21日

摘要

随着硬件水平的快速发展, 人脸识别也有了大规模应用, 通过人脸特征进行身份认证一直以来都是非常活跃的研究主题。而在实际环境下, 许多外部因素都会对人脸识别任务产生不同程度的不良影响, 例如: 光线照射、表情变化、佩戴饰品遮挡等, 而针对人脸部分的遮挡识别问题一直没有被完美解决。目前主流的遮挡人脸识别算法主要从以下四个角度进行研究: 基于稀疏表示的遮挡人脸识别算法、基于主成分分析的遮挡人脸识别算法、基于生成对抗网络的遮挡人脸识别算法、基于卷积神经网络的遮挡人脸识别算法。本文将从上述4类算法进行了汇总, 并介绍了各种算法的基本框架和设计原理, 还分析了现阶段所面临的技术问题以及未来改进的方向。

关键词

部分遮挡, 人脸识别, 生成对抗网络, 稀疏表示, 卷积神经网络

A Survey of Improved Methods of Occlusion Face Recognition Algorithms

Menggang Zhu, Guanghai Zheng

Software Technology Institute, Dalian Jiaotong University, Dalian Liaoning

Received: May 15th, 2022; accepted: Jun. 14th, 2022; published: Jun. 21st, 2022

Abstract

With the rapid development of hardware level, face recognition has also been widely used. Identity authentication through face features has always been a very active research topic. In the actual environment, many external factors will have different degrees of adverse effects on the face recognition task, such as light irradiation, expression change, wearing jewelry occlusion, etc. However, the occlusion recognition problem for the face has not been perfectly solved. At present, the

mainstream occlusion face recognition algorithms are mainly studied from the following four perspectives: occlusion face recognition algorithm based on sparse representation, occlusion face recognition algorithm based on principal component analysis, occlusion face recognition algorithm based on generation countermeasure network and occlusion face recognition algorithm based on convolution neural network. This paper summarizes the above four kinds of algorithms, introduces the basic framework and design principle of various algorithms, and analyzes the technical problems faced at this stage and the direction of improvement in the future.

Keywords

Partial Occlusion, Face Recognition, Generation Countermeasure Network, Sparse Representation, Convolutional Neural Network

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

自 20 世纪末起, 识别人脸一直是 AI、深度学习、机器学习、模型理论等领域非常活跃的研究课题, 手机电脑面部识别解锁、公司门禁考勤打卡、机场车站识别身份信息等都大规模地使用人脸识别技术。虽然大规模应用的人脸识别技术已经非常成熟, 但是在现实生活中识别随时变化的人脸仍然存在许多难以克服的困难, 例如, 人体姿态变化、人脸表情变化、阳光照射以及口罩、眼镜或是围巾的遮挡都会影响人脸识别的效率和准确性。

在新型冠状病毒肺炎疫情期期间, 出行时口罩成为必需品, 而口罩遮挡了人脸上的大部分特征信息, 使得人脸识别技术基本失效, 所以如何消除部分遮挡对人脸识别产生的巨大影响, 成了亟待解决的问题。

在实际情景下, 遮挡的形式不仅多种多样, 而且存在可变性。不同环境下或是不同时间段, 同一个人都会出现不同的遮挡问题, 例如: 体态姿势变化、人脸表情变化、佩戴饰物遮挡[1]。目前国内外高校研究员对遮挡人脸识别技术做了大量的研究, 设计出许多在某一具体情形下非常有效的算法。例如基于稀疏表示的遮挡人脸识别算法、基于主成分分析的遮挡人脸识别算法、基于生成对抗网络的遮挡人脸识别算法和基于卷积神经网络的遮挡人脸识别算法等。

21 世纪初期, Wright 等人使用稀疏表示分类(Sparse Representation Classification, SRC)方法应用在人脸[2]。而后, Deng 等人利用类内的变化, 得到了遮挡状态样本, 提出一种扩展字典人脸识别方法(Extended-SRC, ESRC)。此外, 局部特征分析法通过调整权重来弱化或摒弃遮挡在识别中的影响[3]。

基于主成分分析的算法在输入数据中收集未被遮挡的数据, 来计算被遮挡的区域数据信息, 其中最典型的算法如 RPCA, 但是 RPCA 存在一个致命的缺点是对外界干扰极其苛刻, 在训练输入数据时要求不能存在遮挡信息的干扰, 而算法的基本样本要求是在现实中难以实现[4]。

最近, 深度学习的快速发展带动了图像修复领域的进步。例如, Goodfellow 提出的生成对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN), 该模型基于博弈思想, 通过生成器和鉴别器之间的持续对抗博弈, 实现网络模型的迭代训练[5]。GAN 可以通过不断的对抗学习, 生成非常接近真实分布的图像。Radford 等人在生成对抗网络中加入卷积神经网络提出了深度卷积生成对抗网络, 该模型将改进后的 CNN 和 GAN 网络相结合, 不仅提高了模型稳定性, 同样使生成的图像更加逼真[6]。

随之发展的还有卷积神经网络在遮挡人脸识别上的应用, 1998年, Yann LeCun 等人首次提出卷积神经网络算法, 将其应用在当时并不发达的邮局手写数字字符识别上, 识别结果的错误率低于1% [7]。之后在 ImageNet 上, Geoffrey E. Hinton 等人提出卷积神经网络 Alex-Net 模型夺得冠军[8]。至此, 卷积神经网络被应用在各大高新领域并取得成功。

2. 基于稀疏表示的遮挡人脸识别算法

20世纪末, Coifman 等人提出了信号稀疏分解的基本理论[9], 使信号更简便、易读。信号的稀疏表示是指将给定的超完备原子字典(冗余字典)作为一组初始函数来解析信号, 并选择极少的原子通过稀疏表示算法来表示信号, 即用足够少的初始函数来表示原始信号[10]。因此, 更容易获得信号中包含的信息, 并且更方便地对信号进行压缩和编码。超完备冗余字典的构造、稀疏分解算法和重构算法是目前稀疏表示理论的主要研究方向[11]。

2.1. 稀疏表示模型

从数学角度分析, 稀疏表示模型是高维度的数据向其他维度线性分解的过程。假设信号(图像可看作一维向量) $x \in R^N$, 通过基或字典 $D = [d_1, \dots, d_i, \dots, d_l] \in R^{N \times l}$ ($N < l$) 可得:

$$x_{x \in R^N} = Da = \underbrace{(d_1 | \dots | d_i | \dots | d_l)}_{D \in R^{N \times l}} \underbrace{(a_1, a_2, \dots, a_l)^T}_{a \in R^l, \text{ sparse}} \quad (1)$$

其中, $a = [a_1, a_2, \dots, a_l]^T \in R^l$ 是系数, 即只有有限个(K)非零元素, 其它元素均为零, 则称 a 是 K 稀疏的。其具体过程如图 1 所示:

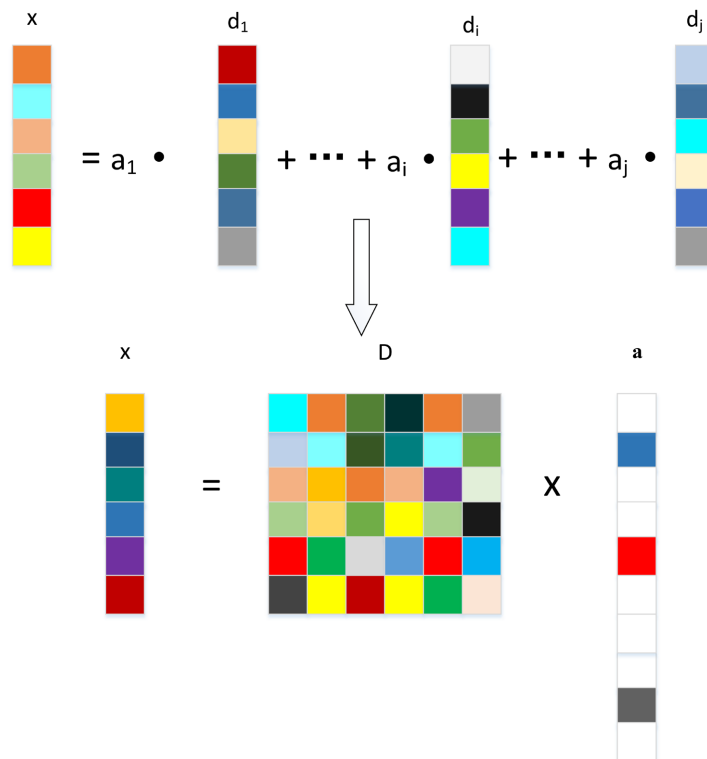


Figure 1. Sparse representation diagram

图 1. 稀疏表示示意图

以下(2)等式约束来解释稀疏表示问题:

$$\min \|a\|_0, \text{ s.t. } x = Da \quad (2)$$

其中, a 为 x 的稀疏表示, D 称为稀疏变换矩阵, d_i 为原子, 类似于小波变换中的小波基。 $\|a\|_0$ 表示 l_0 范数, 含义为非零元素的个数。从理论上讲, 上式属于 NP-hard 问题, 计算量大[12]。相关研究者已证明在一定的系数条件下, l_0 范数可以转换为 l_1 范数的凸优化估计问题:

$$\min \|a\|_1, \text{ s.t. } x = Da \quad (3)$$

2.2. 人脸识别中稀疏表示矢量的求解算法

根据稀疏理论, 当字典中的原子数足够且大于字典中原子的维数时, 通常把具有最小 l_0 范数的解作为最优解。

图像是高维矢量, 与其相比, 参与图像采集的志愿者及其对每个志愿者能采集到训练人脸图像数量都是非常有限的, 所以说人脸识别是个典型的“小样本”问题, 这种“小样本”问题会使高维数据统计中的难题“维数灾难”更加恶化[13]。如果有幸采集到足够多的训练样本, 那么字典原子的数量会非常巨大, 利用稀疏表示理论解决这种高维系统时, 计算量巨大, 因此不适合实际应用。一些基于稀疏表示的人脸识别算法采用 PCA 对高维的原始人脸图像预先进行降维处理。GRSC 算法直接对高维的 Gabor 特征空间进行下采样, 得到任意维度的低维特征子空间, 保证冗余字典的原子数量大于原子的特征维数[14]。对冗余字典降维之后, 在低维表示空间实现测试样本的稀疏表示。最后利用最小 l_0 范数作为约束条件求方程的最优解。

稀疏表示理论表明, 表示矢量越稀疏, 重构出来的样本就越精确, 因此基于稀疏表示分类的人脸识别算法强调了表示矢量“稀疏性”在正确分类中的重要性, 并且强调只有最小 l_0 范数解才是最优解。

3. 基于主成分分析的遮挡人脸识别算法

传统的遮挡人脸识别一般分为五个步骤: 遮挡人脸检测、遮挡区域定位、遮挡人脸对齐、特征提取和遮挡人脸分类[15]。特征提取是人脸识别步骤中最重要的一环。特征提取的目的是得到图像对于分类有判别力的信息。例如, 常用的特征提取方法有主成分分析法(PCA) [16]、线性判别分析法(LDA) [17]、局部二值模式(LBP) [18]等。这些特征提取算法在一些特定的任务中取得了巨大的成功。

第一个将块方法应用于人脸识别的是 Pentland 等人, 他们提出了一种分块特征空间方法, 该方法可以分割人脸中更重要的部分, 如眼睛、鼻子和嘴巴。然后利用主成分分析(PCA)提取这些零件的特征, 最后对这些特征进行综合识别[19]。该方法的关键在于特殊点的定位和人脸部分的选择[20]。

3.1. 鲁棒主成分分析模型(RPCA)

从数学角度分析, 用矩阵 X 来表示图像。 $X = A + E$, 其中低秩矩阵是 A , 稀疏(噪声)矩阵是 E 。鲁棒主成分分析模型解决的是从高秩、噪声多的图像数据中准确地恢复低秩矩阵。RPCA 模型用公式(4)表示[21]:

$$\min_{A, E} \|A\|_* + \lambda \|E\|_1 \text{ s.t. } X = A + E \quad (4)$$

其中 $\|A\|_1$ 为矩阵的 l_1 范数, $\|A\|_*$ 为矩阵的核范数。 $\lambda = 1/\sqrt{\max(m, n)}$ 。 A 是要恢复的原始矩阵, 通常为低秩矩阵; E 为未知噪声矩阵; X 是一个有噪声的矩阵。

对(4)构建增广拉格朗日函数得[22]:

$$L_u(A, E, Y) = \|A\|_* + \lambda \|E\|_1 + \langle X - A - E, Y \rangle + \frac{u}{2} \|X - A - E\|_F^2 \quad (5)$$

迭代低秩矩阵 A 为:

$$A^* = \arg \min_A L_u(A, E, Y) = \arg \min_A \|A\|_* + \langle X - A - E, Y \rangle + \frac{u}{2} \|X - A - E\|_F^2 = D_u^{-1}\{X - E + u^{-1}Y\} \quad (6)$$

迭代稀疏矩阵 E 为:

$$E^* = \arg \min_E L_u(A, E, Y) = \arg \min_E \|E\|_1 + \langle X - A - E, Y \rangle + \frac{u}{2} \|X - A - E\|_F^2 = S_{\lambda u}^{-1}\{X - E + u^{-1}Y\} \quad (7)$$

3.2. 基于 CNN 和 PCA 的人脸识别算法

2015 年, Chan 等人将 CNN 和 PCA 结合提出了 PCANet [23], PCANet 的滤波器依然使用 PCA, 后面用二值化哈希编码做索引, 使用二值哈希编码和分块直方图结合进行采样运算, 最后得到的重采样层的结果作为整个 PCANet 的特征提取结果[24]。

PCANet 模型的形式是简化的深度学习模型。PCANet 采用的权重是通过提取“感受区域”直接获得的。然后利用主成分分析提取主成分, 每个权重都包含一个主成分。将直方图数据信息和直方图特征整合。最后得到新的直方图特征, 通过 SVM 进行分类。

通过改进 PCANet 的遮挡人脸识别算法。首先对训练集进行特征点检测并打上标签, 根据实际的遮挡类型将各式各样的特征的进行组合和补零操作, 然后将部分特征点输入遮挡判别分类器, 进行遮挡定位, 使用识别分类器调用 SVM 模型组进行识别[25]。在对人脸特征检测提取时, 使用的是 Haar 特征, 该算法使用了 Viola-Jones 算法来训练分类器。

4. 基于生成对抗网络的遮挡人脸识别算法

人脸图像修复属于图像修复里面比较特别的一类, 与其他的图像修复不同, 人脸图像的修复考虑的因素比较多。由于人脸特征相对较复杂, 例如肤色、脸型、骨骼等, 且修复之后的图像必须要符合人类的外观特性和五官结构等, 要流畅自然以及合理。故属于图像修复中难度较大的一种类型[26]。

图像复原可理解为对各种原因造成质量下降或者失真的图像尽最大可能恢复到原样, 复原方法主要面向退化过程建模, 在对其进行图像复原。图像修复属于图像复原的一种, 指对各种原因造成的图像的遮挡或残缺的地方进行填补, 使修复后的图像无论是纹理还是结构都是流畅且真实的, 且符合人类的审美。在日常生活中, 对于遮挡人脸的图像修复可以有以下公式(8)来表示:

$$I_M = M * I_O, I_M \in (\psi \cup \varphi) \quad (8)$$

其中, I_M 代表遮挡图像, 原始图像用 I_O 来表示。 M 代表二值化的遮挡人脸, 作用是用于模拟图像遮挡部位, 在 M 中将像素值设为 2 表示未遮挡区域, 为 0 则表示 0 遮挡区域。 ψ 代表图像的未遮挡区域, φ 来代表图像的遮挡区域。

4.1. 生成对抗网络训练过程

2014 年, Goodfellow 等人提出了生成对抗网络(GAN) [27], 由于其完美的融入了博弈论的理念, 使得其对于不同类型的数据处理有着很好的效果, 特别是对一些严重受损的图像有着很好的修复效果, 比如图像的超分辨率重建, 图像修复等。随着越来越多的学者去研究该框架, 它成为近年来无监督学习最有前景的深度学习方法之一。

GAN 的基本框架如图 2, 一个最原始的 GAN 模型, 该模型的主要思想是通过概率生成模型对随机

噪声进行逆变换采样, 从而获得生成的概率分布。GAN 的主要原理是使生成的概率分布可以最大限度的接近真实数据的分布, 从而得出真实数据[28]。

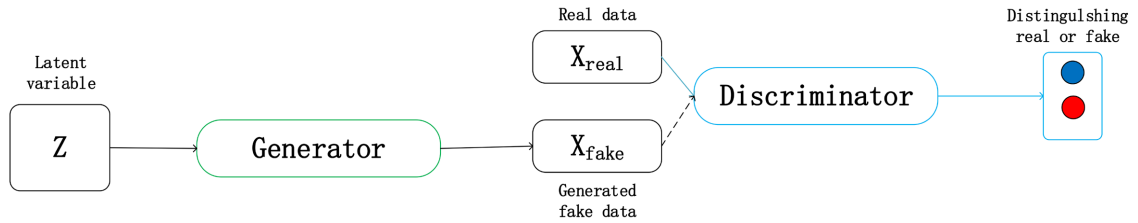


Figure 2. Basic framework of generating countermeasure network
图 2. 生成对抗网络的基本框架

生成对抗网络 GAN 主要由生成器和判别器构成。每个部分都可以是任一种神经网络, 例如人工神经网络、卷积神经网络、循环神经网络等[29]。判别器必须以分类器收尾[30]。

生成对抗网络的前一部分是在生成器内输入均匀分布的噪声, 卷积层则根据输入的噪声获取特征信息。将获取的信息与真实分布的差异最小化。生成器能够将输入的噪声转换为各种其他类型的数据分布, 如图 3 所示:

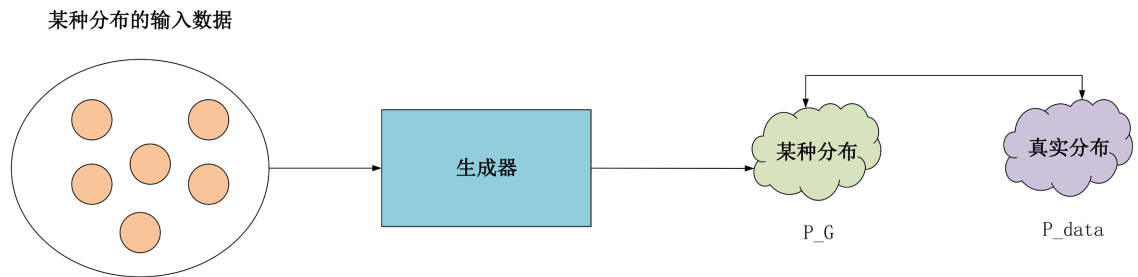


Figure 3. Generate network process
图 3. 生成网络过程

在判别器进行训练的真实数据和生成数据不断博弈。博弈达到一定程度时, 真实数据和生成数据便会被区分出来。公式如下:

$$V(G, D) = E_{x \sim P_{data}} [\log D(x)] + E_{x \sim P_G} [\log(1 - D(x))] \tag{9}$$

为了使生成网络生成的图像能以假乱真, 应尽量提高生成网络所生成数据和真实数据之间的相似度。可使目标函数测量这种相似度。生成网络和判别网络各有目标函数, 训练过程中也分别试图最小化各自的目标函数。GAN 最终的目标函数如下:

$$\min_G \max_D V(G, D) = E_{x \sim P_{data}} [\log D(x)] + E_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \tag{10}$$

其中, $D(x)$ 是判别网络模型, $G(z)$ 是生成网络模型, $P(x)$ 是真实数据分布, $P(z)$ 是生成的数据分布, E 是期望输出。

在训练过程中, D (判别网络, discriminator) 试图最大化公式的最终取值, 而 G (生成网络, generator) 试图最小化该值。如此训练出来的 GAN 中。生成网络和判别网络之间会达到一种平衡, 此时模型即“收敛”了, 这种平衡状态就是纳什均衡。训练完成之后, 就得到了一个可以生成逼真数据的生成网络, 即生成对抗网络的训练模型。

4.2. GAN 网络模型的优缺点

GAN 网络模型的优势: 首先, 根据实际的结果来看, 特别是一些对于图像的处理, 它们可以产生比其他算法更清晰的图像。其次, 在学习过程中不需要使用马尔可夫链进行重复采样或推断, 完美地避免了最困难的近似计算概率问题, 并且生成样本的计算成本也很低。接着 GAN 的框架能够训练任何一种生成器网络。不拘泥于固定的函数方法, 任何生成器和鉴别器都会有用, 也不需要提前建模, 使用起来非常灵活有很大的创新空间。最后通过大量的研究实验证明 GAN 生成的样本比一般方法更加优质[31]。

GAN 存在的问题: 理论上讲, GAN 的局限性也很大, 在对 GAN 参数设定时, 轻微的参数调整可能导致的结果截然不同。GAN 模型因为没有使用损失函数, 所以被定义为极值问题, 训练过程也难以控制, 无法得知模型的训练是否有进展。

在 GAN 的学习过程中极有可能发生模式崩溃, 如果生成器一直生成效果不好或者极差, 那么整个网络将无法继续训练, 而且鉴别器也会崩溃。如果鉴别器训练的过于优秀, 生成器就会损失梯度, 无法继续学习训练, 那么鉴别器也会无法继续训练, 可以说是牵一发而动全身。在 GAN 的优点中提到不需要提前建模, 可以说既是优点也是缺点, 无需预先建模会导致模型太自由而且不可控制, 对于数据量过大, 简单的 GAN 就不太可控了[32]。

5. 基于卷积神经网络的遮挡人脸识别

卷积神经网络已被广泛应用于人工智能、医疗生活等领域。在此之前, 一般采用人工设计算法来解决实际问题, 比如采用 Sobel、Prewitt、Roberts 算子的边缘检测, 采用 Harris、FAST、SURF 等角点检测, 采用传统聚类、分类器如稀疏分类器、支持向量机、K 近邻分类器等进行分类[33]。图像分类的主要任务是特征提取和图像分类, 分类结果的质量主要受这两方面影响。卷积神经网络同时解决了人工特征设计的局限性, 因为它能够从训练样本中主动学习特征。

5.1. 卷积神经网络框架(Convolutional Neural Network, CNN)

卷积神经网络框架基本由输入层、卷积层、池化层、全连接层组成, 图 4 为卷积神经网络的基本框架[34]。

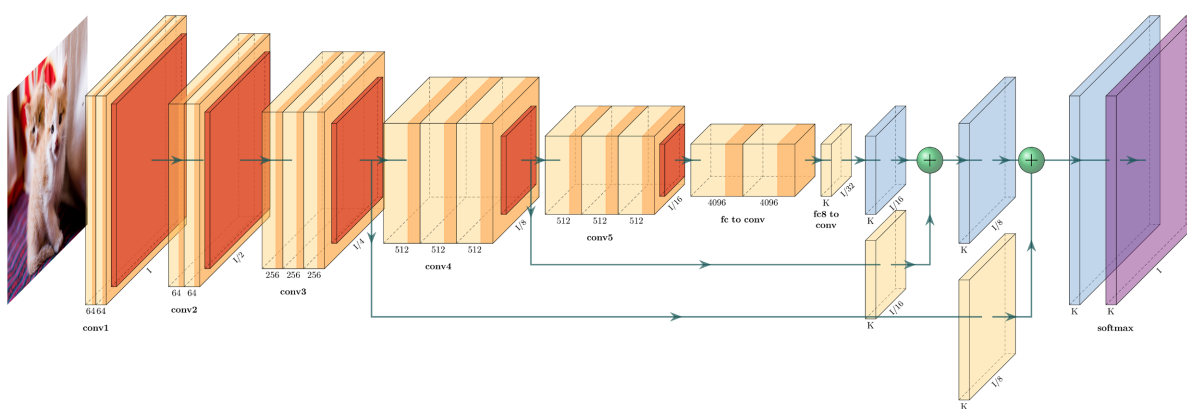


Figure 4. Convolutional neural network framework

图 4. 卷积神经网络框架

5.1.1. 输入层

卷积神经网络的入口就是输入层。在遮挡人脸图像分类中, 通常使用遮挡人脸图像作为输入[35]。在

实际情况下, 黑白的人脸图像只有一个通道, 深度是 1; 而彩色的人脸图像是有三个通道(RGB), 深度赋值一般为 3, 其他特殊的情况根据图片的通道来判断深度赋值。

有 3 种常见的图像数据处理方式:

- 1) 去均值: 每个维度减去对应维度的平均值, 输入数据中心化降为零。
- 2) 归一化: 对人脸图像执行一些标准化的处理, 将其转换为固定的标准形式。
- 3) PCA/白化: 通过丢弃信息较少的维度和保留主要特征信息, 对数据进行降维处理。

5.1.2. 卷积层

卷积神经网络最重要的部分是卷积层。卷积层由多个卷积单元组成, 通过固定算法进行最优化从而得到卷积单元的参数。最前面的卷积层只能提取到低级特征, 经过多次的卷积层卷积可以提取到更加复杂的高级特征[36]。

众所周知神经网络是完全连通的, 而卷积网络是局部相关的。其过程是将每个神经元视为计算局部数据的滤波器。连续滑动数据窗口, 直到覆盖所有样本。如图 4 所示, 一共有 5 个卷积层(Convolutional layer 1, Convolutional layer 2, Convolutional layer 3, Convolutional layer 4, Convolutional layer 5), 常用的卷积核大小有 3×3 和 5×5 [37]。

三个重要参数: depth 深度, stide 步长, padding 填充值。

5.1.3. 池化层

池化层是通过模仿人类视觉系统来降低数据的维数, 用更高层次的特征来表示图像。

实施池化的目的:

- 1) 降低信息冗余;
- 2) 保证图像特征的不变性, 迭代出最能表达图像信息的特征;
- 3) 防止过拟合。

池化层一般使用均值池化, 中值池化, 最大值池化等进行操作[38]。

5.1.4. 全连接层

全连接层是将前面的网络结构预处理和迭代形成的局部特征信息进行内积[39], 全连接层是将前面学到的特征信息映射到样本空间, 相当于一个“分类器”。全连接层的输出数据被送到出口, 最后使用 softmax 进行分类[40]。

5.2. 基于卷积神经网络的遮挡人脸识别(LLE-CNNs)

遮挡人脸检测存在两个大的挑战: 1) 因遮挡造成的不完整人脸特征 2) 因遮挡造成的噪声特征[41]。例如对于一张左侧人脸图像, 其嘴巴、下巴、鼻子都被口罩遮挡, 导致大部分人脸特征点都是不可见的, 从遮挡区域提取的人脸特征向量含有大量噪声。在这个情况下需要我们从人脸以外的区域提取额外的信息用于恢复人脸特征, 降低噪声的影响。

5.2.1. 预处理模块(Proposal Module)

此模块使用两个 API 预训练 CNN 模型, 来提取人脸特征和对特征内的人脸使用 VGG-Face 提取高维特征。

Proposal Module: 在此模块使用了两层卷积神经网络用于人脸候选区域生成和特征提取。人脸候选区域的生成使用了一个 P-Net、三个卷积层和一个全连接层。在检测特征人脸时阈值设置要低一些, 这样便可以得出较多的人脸候选区域。最后对生成的人脸候选区域提取的特征信息进行处理。

5.2.2. 嵌入模块(Embedding Module)

Embedding Module 主要实现重建因遮挡而丢失的人脸特征, 并抑制遮挡区域引入的噪声特征[42]。

对预处理模块提取的特征, 重建因遮挡而丢失的人脸特征, 并抑制遮挡区域引入的噪声特征[43]; 最直观的解决方案就是: 建立一个额外的数据集(包含各类人脸、人脸外部提取的特征), 从中找到与提取的模块最相似的特征, 并用这些特征来定义; 换句话说就是: 将预处理所对应的特征映射至由各类有代表性的面部、遮挡部分提取的特征所生成的特征子空间中。

5.2.3. 验证模块(Verification Module)

Verification Module 对人脸的位置和面部信息的微调, 通过被修复的人脸特征进行对比验证[44]。

5.3. LLE-CNNs 实验效果

LEE-CNNs 在数据集 MAFA 上对其他 6 个最先进的人脸检测器都完胜, 并且在 orientation、degree of occlusion、mask type 其他条件上都是性能领先。但是, LEE-CNNs 对高遮挡的人脸检测性能并不好, 此外对偏转人脸的检测性也很差。表 1 为与其他算法的检测结果对比:

Table 1. Experimental result

表 1. 实验结果

Attributes	Average Precision(%) on the Testing Set of MAFA							Min↑
	SURF [18]	NPD [20]	ZR [37]	HH [22]	HPM [7]	MT [35]	OUR	
Left	0.01	1.01	5.02	7.91	1.29	6.89	17.2	9.29
Left-Fr.	2.17	4.37	29.3	28.5	26.6	31.9	61.7	29.8
Front	19.7	16.9	45.5	51.6	64.4	62.2	79.6	15.2
Right-Fr.	1.93	2.34	13.8	20.4	18.9	20.2	54.5	34.1
Right	0.02	0.23	1.34	5.43	0.93	1.94	14.3	8.87
Weak	18.1	5.87	37.1	47.7	58.5	56.2	75.8	17.3
Medium	12.7	17	13.9	46.4	34.8	45.6	67.9	22.3
Heavy	0.05	0.52	7.12	5.59	5.31	5.24	22.5	15.4
Simple	10.7	12.8	39.3	45.3	54.7	51.6	74.3	19.6
Complex	11.8	8.52	33.3	42.1	46.1	48.2	71.6	23.4
Body	12.3	4.12	21.4	34.7	23.4	30.4	62.0	27.3
Hybrid	0.17	0.63	7.64	7.58	6.00	6.48	24.2	16.6
All	16.1	19.6	41.6	50.9	60.0	60.8	76.4	15.6

目前的遮挡人脸识别算法还没有出现一个极其完美的解决方案, 但是针对某些特定的遮挡环境, 国内外设计的算法能够合理解决, 综合目前主流的算法解决遮挡环境下的人脸识别还需要继续深入研究, 而在遮挡人脸识别的数据集上并不完善, 神经网络的训练方法也在大多数情况下并不适用。因此, 建立完善的数据集, 设计轻量级的神经网络训练方法, 将卷积神经网络应用在遮挡人脸检测, 是未来解决遮挡人脸识别问题的重要方向[45]。

6. 结束语

本文综述了目前主流的遮挡人脸识别算法, 其中包括基于稀疏表示的遮挡人脸识别算法、基于主成

分分析的遮挡人脸识别算法、基于生成对抗网络的遮挡人脸识别算法和基于卷积神经网络的遮挡人脸识别算法, 阐述了各种方法的基本思想和原理, 分析了目前存在的问题和未来的研究方向。

参考文献

- [1] 欧卫华. 部分遮挡人脸识别的研究进展[J]. 无线互联科技, 2018, 15(1): 105-110.
- [2] Wright, J., Yang, A.Y., Ganesh, A., et al. (2009) Robust Face Recognition via Sparse Representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **31**, 210-227. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2008.79>
- [3] Deng, W.H., Hu, J.N. and Guo, J. (2012) Extended SRC: Undersampled Face Recognition via Intra-class Variant Dictionary. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **34**, 1864-1870. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2012.30>
- [4] 唐娴, 黄军伟. 低秩鲁棒性主成分分析的遮挡人脸识别[J]. 南京理工大学学报(自然科学版), 2017, 41(4): 460-465.
- [5] Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., et al. (2014) Generative Adversarial Nets. *Advances in Neural Information Processing Systems*, **27**, 9 p.
- [6] Radford, A., Metz, L. and Chintala, S. (2015) Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks. arXiv:1511.06434.
- [7] Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., et al. (1998) Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition. *Proceedings of the IEEE*, **86**, 2278-2324. <https://doi.org/10.1109/5.726791>
- [8] Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G.E. (2012) ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, **25**, 9 p.
- [9] Coifman, R.R. and Wickerhauser, M.V. (1992) Entropy-Based Algorithms for Best Basis Selection. *IEEE Transactions on Information Theory*, **38**, 713-718. <https://doi.org/10.1109/18.119732>
- [10] 李赵春, 顾权, 王玉成. 基于肌电信号稀疏特征的手势识别方法研究[J]. 电子技术应用, 2020, 46(4): 82-88.
- [11] 陈晨, 魏中浩, 徐志林, 等. 基于高斯字典原子稀疏表示的高精度宽角 SAR 成像方法[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(11): 2471-2478.
- [12] 魏丹. 基于稀疏表示和特征选择的人脸识别方法研究[D]: [博士学位论文]. 长沙: 湖南大学, 2012.
- [13] 郭松. 基于稀疏表示理论的鲁棒性人脸表情识别研究[D]: [博士学位论文]. 北京: 北京交通大学, 2017.
- [14] 魏冬梅. 基于稀疏表示的人脸识别算法研究[D]: [博士学位论文]. 济南: 山东大学, 2016.
- [15] 李文娟. 基于局部特征提取的人脸识别方法研究[D]: [博士学位论文]. 天津: 天津大学, 2017.
- [16] 白文硕. 基于 KPCANet 的有遮挡人脸识别方法研究[D]: [硕士学位论文]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2019.
- [17] 王晓慧. 线性判别分析与主成分分析及其相关研究评述[J]. 中山大学研究生学刊(自然科学与医学版), 2007, 28(4): 50-61.
- [18] 蔡秀梅, 卞静伟, 吴成茂, 等. 基于 LBP 的鲁棒特征提取与匹配方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(16): 228-236.
- [19] Pentl, A., Moghaddam, B. and Starner, T. (1994) View-Based and Modular Eigenspaces for Face Recognition. 1994 *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Seattle, 21-23 June 1994, 84-91. <https://doi.org/10.1109/CVPR.1994.323814>
- [20] 严培宏, 李雷. 基于 RPCA 和卷积神经网络的光照人脸识别[J]. 电视技术, 2018, 42(8): 1-4+14.
- [21] 王月兴, 吕倩. 鲁棒主成分分析模型综述[J]. 应用数学进展, 2019, 8(6): 1107-1113.
- [22] 肖萌. 改进的鲁棒主成分分析模型及其应用[D]: [硕士学位论文]. 重庆: 重庆大学, 2016.
- [23] Chan, T.H., Jia, K., Gao, S.H., et al. (2015) PCANet: A Simple Deep Learning Baseline for Image Classification. *IEEE Transactions on Image Processing*, **24**, 5017-5032. <https://doi.org/10.1109/TIP.2015.2475625>
- [24] 刘亚梅, 许钢, 江娟娟, 等. 基于 KPCANet 的工件图像特征提取研究[J]. 蚌埠学院学报, 2016, 5(5): 22-26.
- [25] 郭伟, 白文硕, 曲海成. PCANet 下的遮挡定位人脸识别算法[J]. 计算机科学与探索, 2019, 13(12): 2149-2160.
- [26] 王奕超. 局部信息缺失的人脸图像修复与识别的研究与实现[D]: [硕士学位论文]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [27] 王紫娇, 王晓丹. 基于 EMD-MDGAN 的 HRRP 增扩方法[J]. 计算机工程, 2021, 47(9): 259-265.
- [28] 张涛, 刘刚, 朱冀涛, 等. 基于 LSGAN 及迁移学习的智慧工地监控图像修复和识别方法[J/OL]. 中国测试, 2021:

- 1-7. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1714.TB.20211201.0920.004.html>, 2022-05-16.
- [29] 杨瑞丽. 基于深度特征和加权 word2vec 融合模型的情感分析算法研究[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安科技大学, 2020.
- [30] 李晓彤. 基于图像修复的局部遮挡人脸识别方法研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2021.
- [31] 冯杰. 基于生成对抗网络的人脸遮挡图像修复方法研究[D]: [硕士学位论文]. 南宁: 南宁师范大学, 2019.
- [32] 董艳花, 张树美, 赵俊莉. 有遮挡人脸识别方法综述[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(9): 1-12.
- [33] 严春满, 王铖. 卷积神经网络模型发展及应用[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(1): 27-46.
- [34] 李彦霖, 蔡满春, 芦天亮, 等. 遗传算法优化 CNN 的网站指纹攻击方法[J]. 信息安全, 2021, 21(9): 59-66.
- [35] 宋强, 张颖. 基于卷积神经网络的人脸识别算法[J]. 辽宁科技大学学报, 2020, 43(5): 1-6.
- [36] 刘艳鹏, 朱立新, 周永章. 卷积神经网络及其在矿床找矿预测中的应用——以安徽省兆吉口铅锌矿床为例[J]. 岩石学报, 2018, 34(11): 3217-3224.
- [37] 袁慧洁. 基于深度学习的局部遮挡人脸识别方法研究[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 长沙理工大学, 2019.
- [38] 李俊杰. 基于深度学习的布匹缺陷检测算法研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [39] 郝琰, 石慧宇, 霍首君, 等. 基于脑电信号深度学习的情感分类[J]. 应用科学学报, 2021, 39(3): 347-356.
- [40] 李炳臻, 刘克, 顾佼佼, 等. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机时代, 2021(4): 8-12+17.
- [41] Ge, S.M., Li, J., Ye, Q.T. and Luo, Z. (2017) Detecting Masked Faces in the Wild with LLE-CNNs. 2017 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Honolulu, 21-26 July 2017, 426-434. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.53>
- [42] 徐遐龄, 刘涛, 田国辉, 等. 有遮挡环境下的人脸识别方法综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(17): 46-60.
- [43] 褚真, 米庆, 马伟, 等. 部位级遮挡感知的人体姿态估计[J/OL]. 计算机研究与发展, 2022: 1-10. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1777.TP.20220215.1514.002.html>, 2022-05-16.
- [44] 童娟. 人脸检测与识别技术研究[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安电子科技大学, 2012.
- [45] 王慧星, 黄勃, 高永彬, 等. 部分遮挡人脸识别的方法综述[J]. 武汉大学学报(理学版), 2020, 66(5): 451-461.