



卷积神经网络的人脸识别门禁系统设计

焦双健, 王志远

(中国海洋大学 工程学院, 青岛 266100)

摘要: 为确保用人单位的人员和财产安全,对深度学习中图像分类算法的卷积神经网络进行了应用研究,提出一种基于深度卷积神经网络的人脸识别系统。该系统首先利用手机、摄像头等设备采集用于制作训练数据集的人脸图像,然后使用该数据集对人脸识别算法进行训练,通过卷积神经网络提取照片特征,最终输出预测结果。在实际应用时,利用手机、摄像头等设备获取待测人员的人脸图像,与已有的训练结果进行对比,若对比结果中存在相似度超过85%的结果,系统可判定待测人员为本单位人员。该系统鲁棒性强,维护简单,造价低廉,可通过手机或摄像头等图像采集设备用于小区、宿舍、学校和建筑工地等场所的门禁系统。

关键词: 人工智能;卷积神经网络;人脸识别;图像分类

中图分类号: TU714

文献标识码: A

Design of Face Recognition Access Control System Based on Convolution Neural Network

Jiao Shuangjian, Wang Zhiyuan

(College of Engineering, Ocean University of China, Qingdao 266100, China)

Abstract: In order to ensure the safety of the employer's personnel and property, the convolution neural network of image classification algorithm in depth learning is applied and studied. A face recognition system based on the convolution neural network is proposed. The system first uses mobile phones, cameras and other image acquisition equipment to collect the face image used to make the training data set, then uses the data set to train the face recognition algorithm, extracts the photo features through convolution neural network, and finally outputs the prediction results. In practical application, the mobile phones, cameras and other devices are used to obtain the face image of the personnel to be tested, and compare it with the existing training results. If there are more than 85% similarity results in the comparison results, the system can determine the personnel to be tested as the personnel of the unit. The system has strong robustness, simple maintenance and low cost. It can be used for access control system in residential areas, dormitories, schools and construction sites through image acquisition equipment such as mobile phones or cameras.

Key words: artificial intelligence; convolutional neural network; face recognition; image classification

引言

人脸识别是基于人的面部特征信息进行身份识别的一种生物识别技术。图像采集设备采集含有人脸的图像或视频流,并自动在图像中检测和跟踪人脸,进而对检测到的人脸进行脸部识别。人脸识别的基本原理是根据提取到的人脸图像,标记和提取人脸的面部特征,并与人脸库中人脸数据进行匹配以认定身份,而人脸识别中较为关键的一步是人脸特征提取。

石正宇等提出了一种轻型判别自归一化神经网络^[1],能够从高分辨率及其对应的低分辨率图像中提取具有判别性的特征,并将特征耦合映射到共同的子空间,但当人脸图片带有遮挡或一定倾斜角度时,模型难以对其正确区分,因此环境适应性不强;Samaria等提出基于隐马尔可夫

模型的人脸识别方法^[2],该方法能够自动分割人脸图像并提取人脸特征进行识别,但是系统维护复杂;Li等提出了基于主成分分析和线性判别分析的组合特征提取方法^[3],主成分分析(PCA)用于特征提取和降维,线性判别分析(LDA)用于进一步改善子空间中样本的可分离性并提取LDA特征,但是该系统造价昂贵,短期内无法推广;王成记等提出局部二值模式(LBP)算法^[4-5],该方法是一种衡量中心像素与周围像素关系的纹理特征提取算法;还有基于中心对称梯度幅值相位模式的单样本人脸识别算法^[6]、Gabor滤波^[7]等,这些算法在人脸特征提取上都取得了较好的效果,但是这些算法也存在对光照、姿势、表情以及背景敏感、训练时间长、识别速度慢等缺点。解决光照问题的方案有三维图像人脸识别和热成像人脸识别,但这两种技术还远不成熟。一些基于深度学习的人脸识别技术造

价又过于昂贵^[8-9]。本文设计的基于卷积神经网络图像分类算法的人脸识别系统对被测人的姿势、神态和背景环境等不敏感,而且该模型训练时间短、计算量小,不需要大量的训练数据便可以达到较高的识别精度。

现有的门禁系统,刷卡、密码等方法无法确定待测人身份;指纹验证系统,在手指有液体或长时间劳动导致指纹磨损的情况下均有失灵的现象发生;虹膜识别和语音识别技术尚未完善和普及;现有的人脸识别系统也存在软硬件造价昂贵、鲁棒性差以及程序维护复杂等缺陷,不满足经济性的要求。因此需要设计一款鲁棒性强、造价低廉并且使用方便的人脸识别系统。

1 卷积神经网络理论基础

人工神经网络(Artificial Neural Network)简称ANN,它的诞生源自哺乳动物大脑认知机制的启发。与生物大脑神经元结构之间的相互连接类似(见图1),人工神经网络(ANN)也存在大量的神经元(见图2),神经元自身包含输出值,且各神经元之间通过连接权值相连接。目前人工神经网络已经作为机器学习的主要研究手段得到广泛应用。

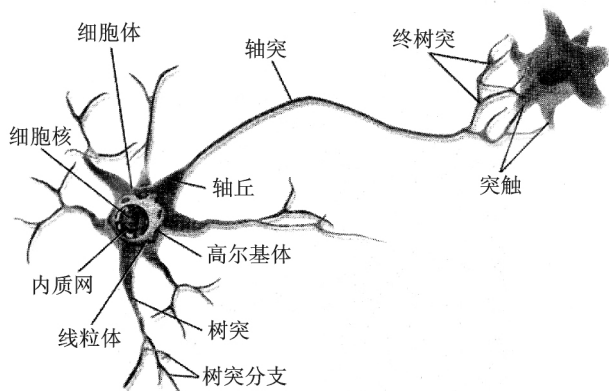


图1 生物大脑神经元示意图

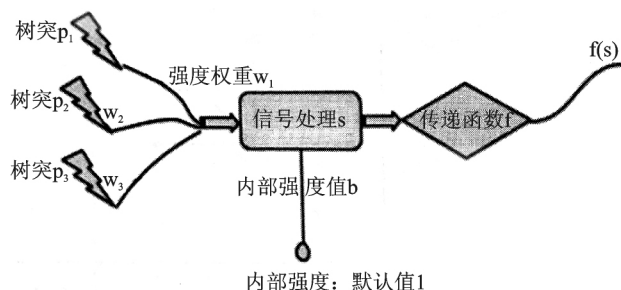


图2 ANN 神经元示意图

1.1 卷积神经网络简介

卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)

以其出色的计算机视觉识别能力而备受研究者的青睐,近几年尤其随着计算机硬件水平的不断提升,研究领域已经渗透到各行各业。与BP(Back Propagation)神经网络和ELM(Extreme Learning Machine)神经网络不同,卷积神经网络集特征提取与网络训练于一身,无需单独提取特征。卷积神经网络可将图像分类直接用于网络训练,并以其精准的视觉识别能力而著称。

1.2 卷积神经网络结构

卷积神经网络的核心结构由三部分组成,即卷积层(Convolution Layer)、池化层(Pooling Layer)和全连接层(Fully Connected Layer),以经典卷积神经网络 LeNet-5 为例(见图3)^[10]。卷积神经网络的每一部分可以为单层或多层,可以训练图像或者转化为图像格式的数据。以图像格式作为输入,卷积层最主要的作用是对输入的图像数据进行特征提取。

1.2.1 卷积层

卷积层作为卷积神经网络的核心部分之一,与其他人工神经网络最大的不同就是采用权值共享的方式来提取特征,可以有效解决以往人工神经网络中权值相对过多和梯度容易发散的问题。通过单个卷积核对原始图像进行卷积操作,图像的特征被提取出来,此时图像以一种计算机可以识别的二维阵列的形式存储在计算机空间中。通过多个卷积所提取的不同的特征共同构成了输出的特征图(Feature Map),该特征图可以作为下一层的输入。

在图像处理中卷积的操作本质上是一种滤波操作,定义参数 W 为权重, b 为偏置, g 代表激活函数,则在数字图像处理中所用到的离散卷积公式如下:

$$y_{mn} = g\left(\sum_{j=0}^{I-1} \sum_{i=0}^{I-1} x_{m+i, n+j} w_{ij} + b\right) \quad (0 \leq m < M, 0 \leq n < N)$$

卷积原理图如图4所示。

1.2.2 池化层

卷积操作完成之后对图像新提取的特征进行池化(Pooling)操作,也是俗称的下采样过程。池化的目的主要是对卷积提取的图像特征进行降维操作,从而去除一些不必要的特征,将特征精简化;其原理与卷积原理完全一致,可以将池化看作一种特殊的卷积操作。传统的池化方法包括最大池化法和均值池化法。对于均值池化法,若池化区域尺寸为 $S_1 \times S_2$,输入量为 x ,则池化后的输出量为 y ,则有以下式:

$$y_{mn} = \frac{1}{S_1 S_2} \sum_{j=0}^{S_1-1} \sum_{i=0}^{S_2-1} x_{m \times S_1 + i, n \times S_2 + j}$$

均值池化法是在池化区域内,将该区域内所有数值求和再取平均数;最大池化法是在池化区域内将该区域最大数值作为池化结果,目前研究领域最主要使用的方法是最大池化法。

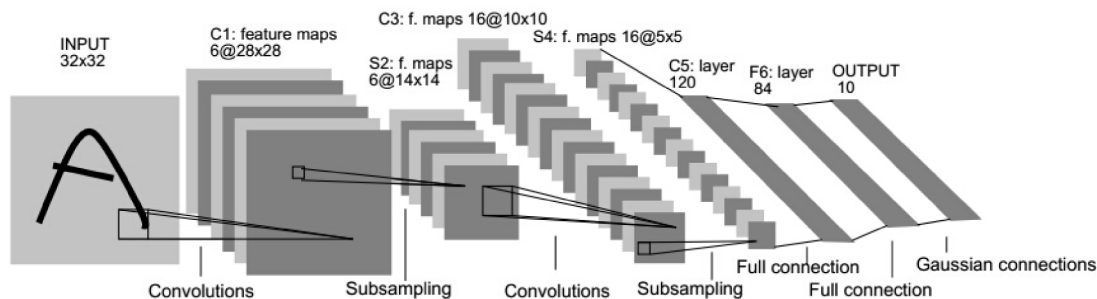


图3 LeNet-5 网络结构图

③ 卷积神经网络采用的算法不同于普通人工神经网络,故在图像识别方面卷积神经网络的正确率要较其他人工神经网络明显高出许多。

④ 卷积神经网络通过权值共享来训练神经网络,大大

降低了计算量。

⑤ 卷积神经网络的特征提取采用了池化操作,由于池化具有平移不变性,所以可以使特征最大限度得以保留,同时降低了计算量。

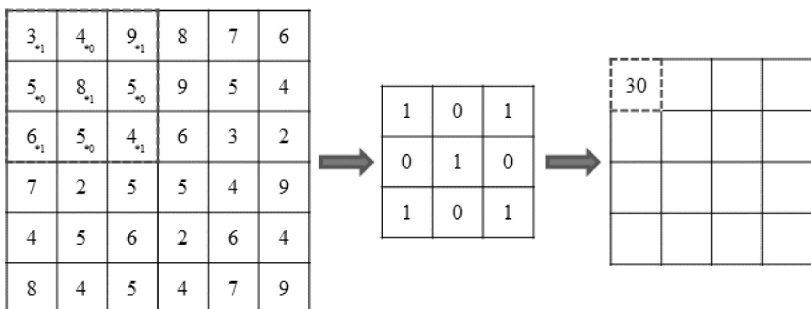


图4 卷积原理图

大池化法。

图5为均值池化及其结果,图6为最大值池化及其结果。两图池化尺寸均为 2×2 ,步长为2。

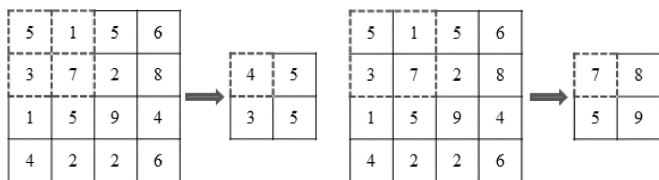


图5 均值池化法原理图

图6 最大值池化法原理图

全连接层将之前提取的特征以一种新的映射方式映射到计算机空间内,以概率分布的一维向量存在。图像特征先经过卷积或者池化的特征提取,之后经全连接层来整合由分类器达到分类的效果(见图7)。

1.3 卷积神经网络特点

卷积神经网络由于其良好的图像识别能力受到广泛的研究,虽然目前已经有许多卷积神经网络的版本,但综合起来卷积神经网络具有如下共同特点:

① 卷积神经网络多用于机器深度学习,这一行为特性决定了卷积神经网络的结构比ELM神经网络结构复杂许多。

② 卷积神经网络集特征抽取器于一身,可以直接用图像数据集进行训练,无需进行额外提取特征,故在图像识别领域应用十分广泛,但也由于只能对像素阵列的特征信息进行训练,导致了其应用有一定的狭隘性。

2 系统设计内容

2.1 人脸训练集获取模块

在机器学习中,训练集用于建立模型,可以是真人图片,也可以直接调用事先保存图片。由于实验室图像采集设备的局限性,在调用摄像头采集图像时需注意以下几点:①保持光线良好且不变化;②采集目标与摄像头之间距离变化不大;③摄像背景不复杂;④保持单人正面;⑤人物正常站姿,脸部表情自然等。本文中训练集取自实验室中的10位工作人员,每人24张照片,其中20张为训练集,其他4张留作测试集,测试集图片与训练集图片无一相同。

2.2 训练集预处理模块

由于外界因素的干扰,需要通过图像预处理消除图像

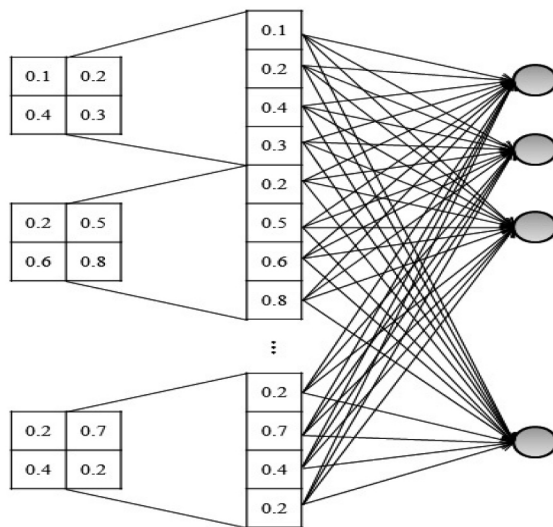


图7 全连接层原理图

带来的干扰信息,并保持图像的原有数据特征。图像预处理效果将直接影响系统后期的人脸识别过程,因此图像预处理是系统设计中的关键点。图像预处理包括以下几点:①将获取的照片训练集裁剪为正方形,并且脸部占图像面积的82%以上;②在MATLAB中图像为三维矩阵,所有训练集图片的位深度要统一;③通过对已有的训练集图片进行翻转、转向等方法来扩充训练集(考虑到待测人肤色、毛发和体重等外貌变化,不再对图像进行二值化处理)。

2.3 机器学习模块

机器学习模块分为3个阶段:

① 搭建加载 AlexNet 网络。

② 调节参数。对上述加载的神经网络进行参数微调,删除最后三层,用属性与之对应的新图层进行替换,并进行参数调整。将原来的fc8层替换为新的全连接层fc,新参数分别为:WeghtLearnRateFactor 值为10,Weight2Factor 值为1,BiasLearnRateFactor 值为10,BiasL2Factor 值为0,OutputSize 值为10。其中参数OutputSize 表示分类的类别数,本文所需的分类数目为10,即参与人员为10人,其图像分别在10个文件夹下。其余两层分别用新的Softmax层prob和分类层output替换。

③ 运行代码并获得机器学习结果。

2.4 学习结果验证模块

选择待检测图像,对于机器学习的训练结果进行测试和验证,从而得知是否符合精度要求,能否应用于实际生产生活。

结 语

本文利用神经网络的图像分类功能对人脸进行特征标注和识别,并在人脸库测试中取得了较好的效果。该模型不需要大量的训练数据就能够有效地对人脸特征进行标注和提取,因此系统维护简单;同时该模型对人脸的姿势、表情、局部特征变化有较强的鲁棒性。在真实的自建人脸库测试中,该模型能有效地对人脸图像进行标注和识别。该系统通过MATLAB软件实现,成本低,能够满足大多数单位对于门禁系统的经济性要求。总体来说,该模型符合工程应用的要求,可以应用于真实场景下的离线人脸

识别,但是系统的识别速度可能受到计算机CPU或GPU性能的影响,在日后的研究中将使用知识蒸馏等手段降低模型复杂度,从而降低系统对于计算机硬件的要求。

参考文献

- [1] 石正宇,陈仁文,黄斌.基于自归一化神经网络的低分辨率人脸识别[J].计算机工程与应用,2020(4):1-8.
- [2] SAMARIA F,YOUNG S. HMM-based architecture for face identification[J]. Image and Vision Computing,1994,12(8):537-543.
- [3] LI J K,ZHAO B J,ZHANG H. Face recognition based on PCA and LDA combination feature extraction[C]//Proceedings of the First International Conference on Information Science and Engineering(ICISE),Nanjing,2009.
- [4] PIETIKÄINEN M,OJALA T,XU Z. Rotation-invariant texture classification using feature distributions[J]. Pattern Recognition,2000,33(1):43-52.
- [5] 王成记.以LBP为基础的图像集人脸识别算法分析[J].无线互联科技,2019(17):66-67.
- [6] 杨恢先,翟云龙,蔡勇勇,等.基于中心对称梯度幅值相位模式的单样本人脸识别[J].光电子激光,2015,26(5):969-977.
- [7] 戴金波.基于视觉信息的图像特征提取算法研究[D].长春:吉林大学,2013.
- [8] Yu C B,Nie R C,Zhou D M. A Regularized Locality Projection-Based Sparsity Discriminant Analysis for Face Recognition[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence,2018,32(5):1-19.
- [9] Wen Y,Zhang K,Li Z,et al. A discriminative feature learning approach for deep face recognition[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision,2016:499-515.
- [10] Lecun Y,Bottou L,Bengio Y,et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceeding of IEEE,1998,86(11):2278-2324.

焦双健(副教授),主要研究领域为涉海土木工程;王志远(硕士研究生),主要研究领域为人工智能与土木工程。

(责任编辑:薛士然 收稿日期:2020-05-09)

- [20] Computing the Fréchet Distance[J]. Discrete & Computational Geometry,2017,58(1):180-216.
- [3] Kanta Prasad Sharma,Ramesh C,Pooniaa,Surendra Sunda. Map matching algorithm: curve simplification for Fréchet distance computing and precise navigation on road network using RTKLIB[J]. Cluster Computing,2019,22(6):13351-13359.
- [4] 冯子超.基于离散 Fréchet 距离准则的贴装工艺多目标优化研究[D].福州:福州大学,2015.

- [5] 唐进君.车辆导航系统中地图匹配算法的研究及应用[D].淄博:山东理工大学,2009.
- [6] 唐进君,曹凯.一种自适应轨迹曲线地图匹配算法[J].测绘学报,2008(3):308-315.

张文昊,主要研究方向为嵌入式系统应用。

(责任编辑:薛士然 收稿日期:2020-04-14)