

基于小波变换与脉冲耦合神经网络的人脸识别^①

何世强, 刘金清, 刘 引, 蔡淑宽, 陈存弟, 周晓童, 邓淑敏, 吴庆祥

(福建师范大学 光电与信息工程学院 医学光电科学与技术教育部重点实验室, 福州 350007)
通讯作者: 刘金清, E-mail: jqliu8208@fjnu.edu.cn

摘 要: 脉冲耦合神经网络 (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) 是基于生物视觉特性而提出的新一代人工神经网络, 它在数字图像处理及人工智能等领域具有广泛应用前景. 本文通过研究 PCNN 理论模型及其工作特性的基础上提出了一种提取人脸特征的方法. 首先利用小波变换提取人脸图像低频特征, 降低人脸图像的维度, 然后利用简化的 PCNN 提取小波低频系数重构后的人脸图像的相应时间序列, 并以此作为人脸识别的特征序列. 最后利用时间序列和欧式距离完成人脸的识别过程. 本文通过 ORL 人脸库进行实验证明了该方法的有效性.

关键词: 脉冲神经网络; 人脸识别; 小波变换; 时间序列; 欧氏距离

引用格式: 何世强, 刘金清, 刘引, 蔡淑宽, 陈存弟, 周晓童, 邓淑敏, 吴庆祥. 基于简化脉冲耦合神经网络的人脸识别. 计算机系统应用, 2017, 26(9): 214-218. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/5944.html>

Face Recognition Based on Wavelet Transform and Pulse Coupled Neural Network

HE Shi-Qiang, LIU Jin-Qing, LIU Yin, CAI Shu-Kuan, CHEN Cun-Di, ZHOU Xiao-Tong, DENG Shu-Min, WU Qing-Xiang

(Key Laboratory of OptoElectronic Science and Technology for Medicine of Ministry of Education, College of Photonic and Electronic Engineering, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

Abstract: Pulse Coupled Neural Network (PCNN) is a new generation artificial neural network (ANN) based on biological vision. It has wide application prospects in the field of digital image processing and artificial intelligence. In this paper, we propose a method to extract face features by studying PCNN theoretical model and its working characteristics. Firstly, the low frequency feature of face image is extracted by wavelet transform. Then, the simplified PCNN is used to extract the corresponding time series of face image reconstructed by wavelet low-frequency coefficient, which is used as the feature sequence of face recognition. Finally, the face recognition process is completed with time series and Euclidean distance. In this paper, we demonstrate the effectiveness of the method with ORL face database.

Key words: pulsed neural network; face recognition; wavelet transform; time series; Euclidean distance

人脸识别, 是一种基于人脸部信息进行识别的生物特征识别技术. 人们在鉴定一个人的身份时, 一般都是通过人脸来判断的, 人们从人脸获得的判别信息达到 90% 以上. 这给人脸识别技术的发展提供了理论依据. 人脸识别相对于其它生物特征识别 (掌纹、指纹、虹膜等) 具有方便、友好、不用接触就能获取信息等优点, 人脸识别广泛应用于刑侦破案、门禁系统、网

络应用、支付系统等等, 是数字图像处理和机器视觉领域的研究热点^[1]. 在国内外有许多的研究人员在人脸识别上做了大量的研究并提出了许多有意义的算法. 虽然人脸识别技术已经取得可喜的成果, 但是由于人脸的复杂性, 在实际应用中仍然面临着许多严峻的问题, 因此对人脸识别进行研究具有重要意义. 目前主要的人脸识别方法有: 基于几何特征的方法^[2]、基于子空

^① 基金项目: 国家自然科学基金 (61179011); 福建教育厅项目 (JAS151254); 福建师大项目 (I201502019)
收稿时间: 2016-12-25; 修改时间: 2017-01-23; 采用时间: 2017-08-15

间分析的方法^[3]和基于神经网络的方法^[4]等。

人脸主要由眼睛、鼻子、嘴巴、下巴等器官构成。正是由于这些器官的形状、大小以及结构上的差异使得人脸千差万别,也正是这些差异为人脸识别几何特征提取奠定了理论基础,它主要是根据人脸的轮廓及曲线来确定若干显著点,并利用这些特征点作为识别特征,该方法在表情变化、姿态变化和光照变化条件下很难提取稳定的特征点。子空间方法作为一种流行的人脸识别方法,它利用线性或非线性的空间变换,使数据在映射在相应的子空间内降低数据的维度以便实现更好的模式分类,如基于线性变换的PCA^[5]、ICA^[6]和LDA^[7]等。但这些方法对图像旋转和畸变的适应性较差。神经网络的方法利用神经网络具有学习和非线性分类的能力来实现人脸识别,它相对于其它识别方法具有独到的优点,它避免了复杂的特征提取工作,可以用神经网络的学习过程来获得人脸的规律特征,常用神经网络有BP神经网络和SOM神经网络等。但这些传统的神经网络模型在样本学习过程中,容易出现过拟合的现象,而且需要较长的网络训练时间。

脉冲耦合神经网络^[8]是基于观测猫的大脑视觉皮层与视觉感知特征相关的神经元同步行为而提出的一种新型人工神经网络模型,它是一种单层的,以迭代为主的自监督自学习神经网络模型。与传统的神经网络相比它不需要提前进行训练并且具有很好的旋转、平移、缩放不变特性^[9]。本文通过分析简化的脉冲耦合神经网络模型提出了一种基于小波变化与脉冲耦合神经网络相结合的人脸特征提取方法。该方法利用脉冲耦合神经网络模拟生物的视觉感知过程,将人脸分解为若干个二值图像,提取每幅图像的时间序列^[10]作为人脸识别的特征,利用欧式距离进行分类识别,仿真实验证明了该方法的有效性。

1 基于小波变换特征提取

1.1 小波变换原理

小波分析是数学领域的一个新的分支,它是泛函分析、Fourier分析、样条分析、数值分析的完美结合。小波变换的实质是对信号用一组不同尺度的高通和低通滤波器组进行滤波,将信号的高频和低频信息分解到不同的频带上进行分析处理,然后重复以上过程,直到达到设定的阈值为止。与傅里叶变换相比,小波变换是时域和频域的局部变换,因而能从信号中有

效地提取信息,通过伸缩和平移等运算对信号进行多尺度分析,克服了傅里叶变换的窗口大小不能随频率变换的缺点,被誉为“数学显微镜”。小波分析在信号处理、图像分析、非线性科学等领域已有重大突破,成为了20世纪最辉煌的科学成就之一^[11]。

小波变换是通过对基本小波进行尺度伸缩和位移得到的。基本小波是一个具有特殊性质的实值函数,其振荡快速衰减,且在数学上满足积分为零的条件,即:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (1)$$

其频谱满足条件:

$$C_{\psi} = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(S)|^2}{S} ds < \infty \quad (2)$$

即基本小波在频域也具有较好的衰减性质。

小波基函数是通过尺度因子和位移因子由基本小波产生的,即:

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi_{a,b}\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (3)$$

其中, a 为尺度因子, b 为平移量。由表达式可以得出,在连续变化的 a, b 值下, $\psi_{a,b}(t)$ 具有很强的关联性,因此,小波变换系数的信息量是冗余的,而冗余信息不利于对信号的分析 and 处理,所以对尺度和时移参数进行离散化后,再进行小波重构。

1.2 小波的图像压缩技术

所谓的图像压缩就是去掉冗余的信息而保留重要的信息。在给定的原始图像中往往存在着许多冗余的信息(如空间冗余、时域冗余、频域冗余、信息熵冗余等等)。对人脸图像进行小波压缩,不仅可以降低人脸图像的数据维度,加快后续过程的处理速度,同时能够提取图像的主要特征。小波基的选择、分解层数的确定和分解子图的选取是小波变换应用于人脸识别中的几个关键问题,对识别效果有着非常重要的影响。针对以上几个问题,当前还没有很好的理论指导和解决方案,本文在实验的基础上本文通过实验比较选取的小波滤波器组为db1小波。

一幅二维图像经过一次小波变换之后,可以得到低频区域LL,高频区域HH、LH、HL四个区域,如图1(a)所示,其中低频区域表示近似分量,为原图像的平滑图像,高频区域分别表示水平分量、垂直分量和对角分量。

对于图像信号,小波变换要经过一次行变换和一次列变换来完成.对于图像,小波系数的空间分布同原始图像的空间分布的对应关系为:LL频带是图像内容的缩略图,它是图像数据能量集中的频带.而LH、HL和HH频带存放的是图像的细节信息.

二维小波分解递推公式如下所示:

$$C_{j,m,n} = (H \otimes G)(C_{j+1}) = \sum_{k,l} C_{j+1,k,l} h_{k-2m} g_{l-2n} \quad (4)$$

$$D_{j,m,n}^1 = (H \otimes G)(C_{j+1}) = \sum_{k,l} C_{j+1,k,l} h_{k-2m} g_{l-2n} \quad (5)$$

$$D_{j,m,n}^2 = (H \otimes G)(C_{j+1}) = \sum_{k,l} C_{j+1,k,l} g_{k-2m} h_{l-2n} \quad (6)$$

$$D_{j,m,n}^3 = (H \otimes G)(C_{j+1}) = \sum_{k,l} C_{j+1,k,l} g_{k-2m} g_{l-2n} \quad (7)$$

公式中 $C_{j,m,n}$ 是图像的低频分量,它包含了图像的主要能量,表示的是图像的主要信息. $D_{(j,m,n)}^1$ 、 $D_{(j,m,n)}^2$ 和 $D_{(j,m,n)}^3$ 是图像的高频分量,表示了图像在水平方向、垂直方向和对角方向上的细节分量.人脸图像经过一次小波分解及重构后的图像如图1(b-d)所示.



图1 小波分解及低频重构图

2 脉冲耦合神经网络

1990年,Eckhorn在研究猫视觉皮层研究发现了视觉皮层神经元同步脉冲发放现象;1993年Johnson在Eckhorn的基础上提出了脉冲耦合神经网络模型,被广泛应用于图像分割^[12]、图像融合^[13]及目标检测^[14]等领域.由于原始的脉冲耦合神经网络参数多,不易优化,许多科学工作者在保留脉冲耦合神经网络的视觉信息处理的基础上对脉冲耦合神经网络进行了简化,其中比较流行的一种模型如图2所示.

简化的脉冲耦合神经网络模型的数学表达式如下所示:

$$F_{ij}[n] = I_{ij} \quad (8)$$

$$L_{ij}(n) = \sum_{kl} V_L W_{ijkl} Y[n-1] \quad (9)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]) \quad (10)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1 & U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n-1] \\ 0 & U_{ij}[n] < \theta_{ij}[n-1] \end{cases} \quad (11)$$

$$\theta_{ij}[n] = \exp(-\alpha_\theta) \theta_{ij}[n-1] + V_\theta Y_{ij}[n-1] \quad (12)$$

由图2可知简化脉冲神经网络主要由三部分组成:接收域、调制域和脉冲产生器三部分组成.相对于原始的脉冲神经网络模型,简化的脉冲耦合神经网络模型的参数个数较少,保留了原始模型的双通道调制、动态阈值和时空累加特性.可以更快更有效地对图像进行处理.在简化的PCNN中,接受域把外部信号激励 I_{ij} 作为神经元的反馈通道的输入项,神经元的脉冲发生器部分仍然由内部活动项 U_{ij} 和变化的阈值 θ_{ij} 构成,当阈值大于神经元内部活动值时,脉冲发放器被关闭,阈值按照指数规律衰减.当阈值衰减到小于内部状态值时,脉冲发生器就会被重新被激活,此时神经元就会再次输出脉冲.所以总的来说,简化的脉冲耦合神经网络具有非线性的双通道调制和变阈值特性,在这点上它和标准的脉冲耦合神经网络是一致的,也是和传统神经网络的重要区别.

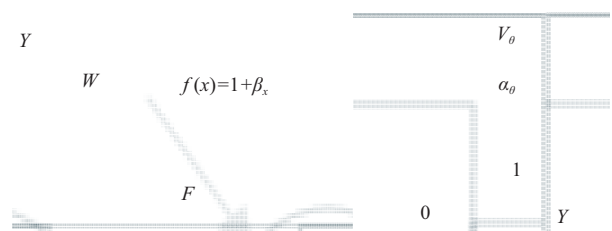


图2 简化PCNN模型

3 脉冲耦合神经网络人脸特征提取

将人脸图像的每个像素点都与一个神经元相对应建立一个与人脸图像大小相同的神经网络,一幅二维图像输入到PCNN后会输出一幅代表二值图像的脉冲序列,这些图像序列像携带了原始图像中大量的有效特征信息,但它们的维度较大,不适宜直接进行模式分类.如果对这些二值图像依照迭代顺序进行求和运算,则可将这些二值图像信息转化为一个一维的时间序列 $G(n)$,称为振荡时间序列,其数学表达式如下:

$$G_n = \sum_{ij} Y_{ij}(n) \quad (13)$$

时间序列将二维图像信息转化为了长度为 n 的一维向量信息,在实现图像特征提取的同时也实现了数

据降维. Johnson 在实验中证明了每一幅图像具有唯一性, 这为基于图像的时间序列进行人脸识别提供了可能.

图 3 中的人脸图像 S10_1 和 S10_2 属于同一个人, 而人脸 S09_1 为另一个人, 由图中可知 PCNN 的时间序列不仅实现了数据的降维, 而且同一个人的不同图像的时间序列表现出较好的一致性, 而不同人脸图像的时间序列曲线有很大的差异.

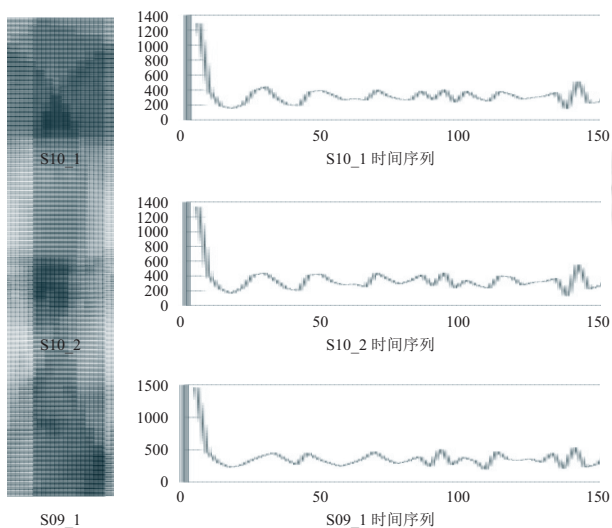


图 3 人脸图像及时间序列图

将同一个人的人脸图像经过缩放、旋转几何变换所对应的时间序列如图 4 所示, 由图中可知同一幅图像经过缩放、旋转几何变换后它们的时间序列形状几乎没发生任何变化. 由于时间序列是对脉冲数的统计, 它的幅值与图像的大小有很大的关系, 所以当对图像进行缩放时, 时间序列的幅值发生了变换, 但是形状是相对稳定的. 这个实验说明了图像的时间序列在对图像进行放大、缩小和旋转具有很好的适应性.

4 人脸识别过程

由前面几节的分析可知, 人脸图像经脉冲耦合神经网络提取的时间序列是人脸有效的鉴别特征. 而脉冲耦合神经网络需要对整幅图像的像素点进行迭代处理, 而小波变换在保持图像主要能量的基础上, 不仅能达到对图像数据的压缩, 加快后续过程的处理速度, 而且还能模糊人脸表情的变化提高识别率. 因此本文提出了如图 5 所示的基于小波变换及脉冲耦合神经网络的人脸识别系统.

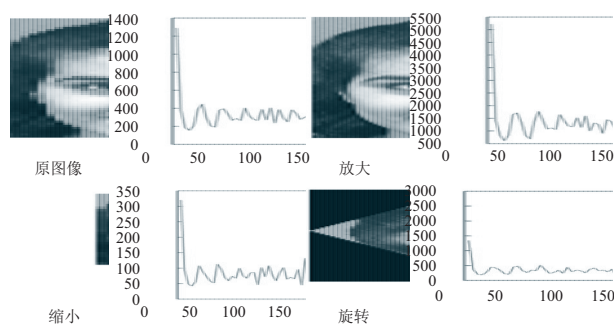


图 4 人脸图像几何变换时间序列图

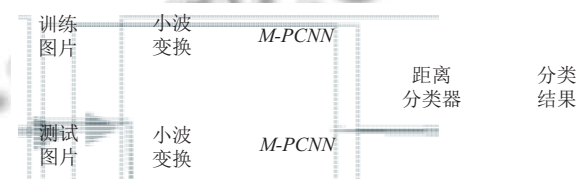


图 5 人脸识别系统框图

图 5 所示的系统中, 首先将人脸图像的训练集和测试集图片先经过小波的滤波器组提取人脸图像的低频成分, 然后送入脉冲耦合神经网络中提取相应的时间序列, 然后计算测试图像和训练图像的时间序列之间的欧式距离最小值所属的类, 该类即为测试的人脸图像所属的类.

与传统的神经网络相比, 脉冲耦合神经网络的神经元不需要通过人脸图像来进行训练, 而且脉冲耦合神经网络达到了人脸特征的提取和数据的降维作用.

5 实验仿真及结果分析

仿真实验平台为 PC 和 MATLAB2014b 软件编程实现, 在 ORL 人脸库 (包括 40 个人共 200 幅的 256 级灰度图像, 这些图像具有不同的角度、缩放和面部表情变化) 中选择每个人的前 n 幅图像作为训练集, 剩下的 $10-n$ 幅作为测试图像进行实验. 脉冲耦合神经网络的参数设置为 $W=[0.5 \ 1 \ 0.5; 1 \ 0.5 \ 1; 0.5 \ 1 \ 0.5]$, $\alpha=0.1$, $\beta=0.257$, $V_L=1$, $V_\theta=1.1847$, $\theta(0)=1.1$, 迭代次数 $N=25$.

为了考察本文算法与不经过小波变换处理直接用脉冲耦合神经网络进行特征提取时间复杂度和识别率的差异, 分别对两种方法在训练样本数为 $n=5$ 的情况下进行了实验比较, 具体结果如表 1 所示.

另外, 本文取单个人脸训练样本数为 2、3、4、5,

四种情况下将欧式距离改为余弦距离进行分析比较,结果如表2所示。

表1 本文算法与 PCNN 算法比较

人脸识别方法	每张提取时间(s)	识别率(%)
PCNN	5.324	93
本文算法	3.005	94

表2 余弦距离与欧式距离的比较

训练样本数	余弦距离测度 函数识别率(%)	欧氏距离测度 函数识别率(%)
2	62	59
3	68	72
4	83	89
5	87	94

从表2中的结果显示可知,只有当 $n=2$ 时,余弦距离测度下人脸识别率要高于欧式距离的识别率,而在其它情况下利用欧式距离测度函数识别率都明显高于余弦距离测度函数。

最后,在训练样本为5的条件下,本文算法与传统算法再识别率上进行比较,其结果如表3所示,显然本文算法的识别率要优于表中所列。

表3 本文算法与其它算法的比较

方法	识别率(%)
PCA	88.5
LBP	90.5
DCT	88
本文算法	94

实验结果表明,本文提出的算法相对于单独使用PCNN不仅降低了时间成本,而且在识别率上有所提高。而且相对于某些传统的人脸识别算法(PCA、DCT和LBP)表现出了更好的识别效果,验证了本文的算法的有效性。

参考文献

- 毛亮,李立琛.浅谈人脸识别技术.中国公共安全,2014,(10):121-123.
- Lu GC, Lin CY. PCA based immune networks for human face recognition. Applied Soft Computing, 2011, 11(2): 1743-1752. [doi: 10.1016/j.asoc.2010.05.017]
- Shao H, Chen S, Zhao JY, et al. Face recognition based on subset selection via metric learning on manifold. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2015, 16(12): 1046-1058.
- 祁彦庆,汪烈军,吴生武.一种基于稀疏表达和神经网络的人脸识别算法.计算机应用与软件,2016,33(10):172-175. [doi: 10.3969/j.issn.1000-386x.2016.10.038]
- Shchegoleva NL, Kukharev GA. Application of two-dimensional principal component analysis for recognition of face images. Pattern Recognition and Image Analysis, 2010, 20(4): 513-527. [doi: 10.1134/S1054661810040127]
- 郭雅楠,李鸿燕.基于ICA和GSPSO-SVM的人脸识别方法.计算机工程与设计,2014,35(12):4302-4305,4310. [doi: 10.3969/j.issn.1000-7024.2014.12.047]
- 张燕平,窦蓉蓉,赵姝,等.基于集成学习的规范化LDA人脸识别.计算机工程,2010,36(14):144-146. [doi: 10.3969/j.issn.1000-3428.2010.14.052]
- 马义德,李廉,王亚馥,等.脉冲耦合神经网络原理及其应用.北京:科学出版社,2006.
- 聂仁灿,姚绍文,周冬明,等.基于简化脉冲耦合神经网络的人脸识别.计算机科学,2014,41(2):297-301.
- 赵光兰,周冬明,赵东风,等.脉冲耦合神经网络的人脸识别方法.云南大学学报(自然科学版),2011,33(2):141-146.
- 岑翼刚,陈晓方,岑丽辉,等.基于单层小波变换的压缩感知图像处理.通信学报,2010,31(8A):52-55.
- 魏伟一,李战明.基于改进PCNN和互信息熵的自动图像分割.计算机工程,2010,36(13):199-200. [doi: 10.3969/j.issn.1000-3428.2010.13.071]
- 陈粟宋.一种融合PCNN和Watershed变换的图像分割方法.武汉大学学报(工学版),2011,44(2):269-272.
- 严春满,郭宝龙,易盟.基于改进LP变换及自适应PCNN的多聚焦图像融合方法.控制与决策,2012,27(5):703-707,712.