

文章编号: 2095-2163(2023)03-0198-04

中图分类号: TP391

文献标志码: A

基于小波分析和主成分分析的人脸识别

吴冠朋

(山东省立第三医院, 济南 250031)

摘要: 本文提出小波分析与主成分分析在人脸识别方面的应用,介绍了小波分析和主成分分析在 ORL 人脸中的特征提取,介绍了 RBF 神经网络算法的原理和在本文中的应用,利用 RBF 神经网络来实现人脸识别率判断,对小波分析层数以及 RBF 扩散率进行了研究。最终确定识别率最高的小波分析层数,下一步准备将人脸图像识别应用于医院实际环境中。

关键词: 小波分析; 主成分分析; 特征提取; 径向基神经网络

Face recognition based on wavelet analysis and principal component analysis

WU Guanpeng

(Shandong Provincial Third Hospital, Jinan 250031, China)

[Abstract] This paper presents the application of wavelet analysis and principal component analysis in face recognition, and introduces the feature extraction of wavelet analysis and principal component analysis in ORL face recognition. After that, this paper introduces the principle of RBF neural network algorithm and its application in this research, and uses RBF neural network to judge the face recognition rate. Accordingly, the paper studies the number of wavelet analysis layers and RBF diffusion rate. Finally, the wavelet analysis layer with the highest recognition rate is determined, and the face recognition could be applied to the actual environment of hospitals in the next step.

[Key words] wavelet analysis; principal component analysis; feature extraction; radial basis function neural network

0 引言

人脸识别^[1-3]作为模式识别(Pattern Recognition)领域中的一种重要应用,广泛应用于安防、门禁等各个系统中,无论是从安全、或是到虚拟现实系统的实现,都对行业发展起到了积极推动作用。人脸识别要求无论在何种光照和姿势下,都要能迅速、精确地辨识、并区分人的面部,而智能算法则在其中发挥着至关重要的作用。

本文中,会涉及到基于数学转换的特征提取—小波分析。人脸识别系统要能处理由于光照、姿势和脸部有其他东西的变化。特征提取作为人脸识别成功的基础,提取的特征必须足够健壮,能够在光照、姿势、失真变化下区分类型。研究中,采用小波分解将图片分解成近似部分和详细部分不同的尺度标准,得到每张脸图像的近似值。

本文主要进行了小波分析、主成分分析以及 RBF 神经网络对人脸识别的应用研究。第2部分重点说明了小波分析的原理。第3部分为 PCA 的基

本原理与步骤,以及在人脸识别中的应用。第4部分探讨分析了 RBF 神经网络的原理。第5部分为分类实验结果及分析。

1 小波分析

小波(wavelet)^[4-7]可看作是一种用于多层次分解函数的数学工具。图像信号经过小波变换后可以用小波系数来描述,小波系数体现原图像信息性质。图像信息的局部特征可以通过处理小波系数而改变。研究中,对人脸进行小波分析的主要目的是降维和图像滤波。从而降低计算复杂度并滤掉人脸的情感变化因素及眼镜、发型等不必要细节对算法产生影响。本文采用 Haar 小波作为小波基函数对人脸样本进行小波分解。此处需用到的数学公式为:

$$P(x, y) = I(2x, 2y) + I(2x - 1, 2y - 1) - I(2x - 1, 2y) - I(2x, 2y - 1) \quad (1)$$

其中, $I(x, y)$ 表示待处理图像。

对图像进行小波多尺度分解,其实质就是把采集到的信号分成2个信号,即高频部分和低频部分,

作者简介: 吴冠朋(1989-),男,信息网络部工程师,主要研究方向:人工智能、图像处理技术。

收稿日期: 2022-06-24

而低频部分通常包含了图像的主要信息,高频部分则与噪声及扰动联系在一起。根据分析的需要,可以继续对所得到的低频部分进行分解,如此又得到了更低频部分的信号和频率相对较高部分的信号。对人脸图像进行小波分析的步骤具体如下:

步骤 1 人脸图像的小波分解。选择 Haar 小波和小波分解的层数 N (这里 $N = 3$), 逐次计算各层的分解。

步骤 2 抽取第 N 层的低频, 舍弃高频部分。考虑到一幅图像的最主要的表现就是低频部分, 所以去掉图像的高频部分、只保留低频部分。

二维小波可使用相同尺度张量积方法由一维小波推广得到, 并在图像处理中得到了广泛应用。图 1 为二维信号小波的分解过程。在图像处理中, 通常使用如下与二维小波变换等价的滤波器运算, 这里给出平方可和的二维离散人脸信 $\{x_{m,n}\}$, 并令 $C_{o,m,n} = \alpha_{m,n}, m, n \mid z_0$ 。则二维图像的小波分解递推公式为:

$$\begin{aligned} C_{j,m,n}^1 &= \sum_{k,l} c_{j+1,k,l} l_{kl} 2m g_{l1} 2n \\ C_{j,m,n}^2 &= \sum_{k,l} c_{j+1,k,l} g_{kl} 2m l_{l1} 2n \\ C_{j,m,n}^3 &= \sum_{k,l} c_{j+1,k,l} g_{kl} 2m g_{l1} 2n \end{aligned} \quad (2)$$

中就要选择合适的低频子带, 这样就能得到具有较好稳定性的特征。



图 2 1, 2 级小波分解

Fig. 2 1, 2 wavelet decomposition

2 主成分分析

主成分^[8]分析 (Principal component analysis, PCA) 是指将多个变量通过线性变换得到的新的映射。减少原始数据, 尽可能建立少的新的变量。新变量两两不相关。这些新的变量则会保持原始数据的原有信息。

样本观测数据矩阵为:

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{pmatrix} \quad (3)$$

步骤 1 对原始数据进行标准化处理。推得的数学公式可表示为:

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sqrt{\text{var}(x_j)}} \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p \quad (4)$$

其中, $\bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}$; $\text{var}(x_j) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2$, $j = 1, 2, \dots, p$ 。

步骤 2 计算样本相关系数矩阵 R 。推得的数学公式可表示为:

$$R = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1p} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \cdots & r_{pp} \end{pmatrix} \quad (5)$$

为方便, 原始数据标准化后仍用 X 表示, 则经标准化后数据的相关系数为:

$$r_{ij} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n x_{ii} x_{ij} \quad i, j = 1, 2, \dots, p \quad (6)$$

步骤 3 用雅克比方法求取相关系数矩阵 R 的特征值 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p)$ 和相应的特征向量 $a_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{ip})$, $i = 1, 2, \dots, p$ 。

步骤 4 选择重要的主成分, 并写出主成分表

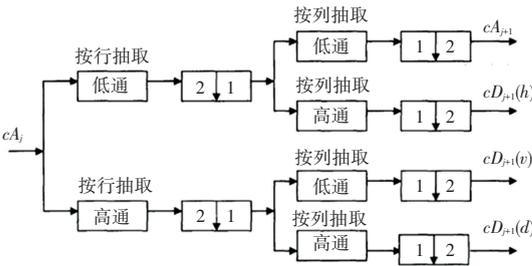


图 1 二维信号小波分解

Fig. 1 Wavelet decomposition of two-dimensional signal

由此得到, $h(n) = \langle \varphi, \varphi \rangle$, $g(n) = \langle \psi, \psi \rangle$ 。在进行小波分解时, 是依照小波基进行入手, 并区分出细节成分与近似成分, 同时, 根据所处理图像的性质以及标准来进行展开。因此, 常用于去除噪声、图像压缩处理等方面。小波分解示意如图 2 所示。

这里, LH 将原始图像的垂直边缘部分保留下来, HH 将原始图像的斜边缘部分保留下来, LL 将原始图像的低频成分保留下来, HL 将原始图像的水平边缘部分保留下来。然而, 研究可知, 人脸属于非刚体的模型斜边缘子带的稳定性最差, 究其原因是由侧脸姿势、表情以及无用噪声产生的影响。因此, 如果想要有效刻画人脸的姿态及表情, 在小波变换

达式。

主成分分析可以得到 p 个主成分,但是,由于各个主成分的方差是递减的,包含的信息量也是递减的,所以实际分析时,一般不是选取 p 个主成分,而是根据各个主成分累计贡献率的大小选取前 k 个主成分,这里贡献率就是指某个主成分的方差占全部方差的比重,实际也就是某个特征值占全部特征值合计的比重。即:

$$L_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \quad (7)$$

贡献率越大,说明该主成分所包含的原始变量的信息越强。主成分个数 k 的选取,主要根据主成分的累积贡献率来决定,即一般要求累计贡献率达到 85% 以上,这样才能保证综合变量能包括原始变量的绝大多数信息。

步骤 5 计算主成分得分。根据标准化的原始数据,按照各个样品,分别代入主成分表达式,就可以得到各主成分下的各个样品的新数据,也就是主成分得分。此处可用如下公式进行描述:

$$\begin{pmatrix} F_{11} & F_{12} & \cdots & F_{1k} \\ F_{21} & F_{22} & \cdots & F_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ F_{n1} & F_{n2} & \cdots & F_{nk} \end{pmatrix} \quad (8)$$

步骤 6 依据主成分得分的数据,进行下一步统计分析。

3 RBF 神经网络的结构和原理

径向基(Radial Basis Function, RBF)^[9-11]神经网络是一种典型的局部逼近人工神经网络,可任意逼近非线性函数。RBF 神经网络的拓扑结构是 3 层前馈网络,其结构如图 3 所示。依次是:输入层、隐含层、输出层



图 4 ORL 人脸图像

Fig. 4 ORL face image

在主成分分析中,前 15 维的主分量所包含的信息比例如图 5 所示。由图 5 可知,前 15 维的主分量

入节点的个数与输入向量 x 的维数 m 相等。第二层是隐含层,隐含层节点与训练数据点的个数相等。隐含层节点与输入层输入节点相连,输入层到隐含层之间属于非线性变换。在信号输入时,输入层节点先输入至隐含层。隐含层节点最常用高斯函数作为核函数,对输入数据进行空间映射变换。图 3 中, $i = 1, 2, \dots, m$, 这里 m 表示隐含层单元的个数, x 表示输入向量。输出层有若干个线性单元组成,每个线性单元与隐含层节点相连,隐含层到输出层实现了线性转换。"线性"是隐含层输出节点线性加权,即网络的最终输出。假设求和函数是输出层的作用函数,则有以下输出公式:

$$y_n = \sum_{i=1}^m w_{ik} R_i(x) \quad (9)$$

其中, $n = 1, 2, \dots, n$, n 是输出层节点数, w_{ik} 是径向基函数神经网络隐含层的输出权值。

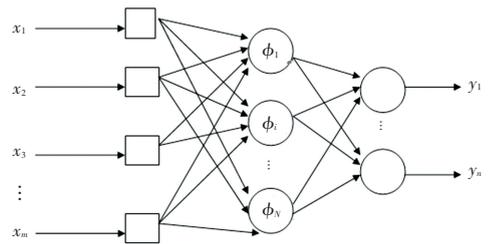


图 3 RBF 神经网络结构图

Fig. 3 Structure of RBF neural network

4 实验结果及分析

本文从 ORL 人脸数据库中选取 5 人,每人 10 张,共 50 张人脸图像。试验中,将人脸图片分为训练集和测试集两组,这里选取了前 5 个人的总共 25 张图片来做仿真实验。其中,25 幅用于训练 P_{train} , 25 幅用于测试 P_{test} ,人脸图像如图 4 所示。

所包含的信息比率可达 90% 以上,因此选择 15 维主分量较为合适。

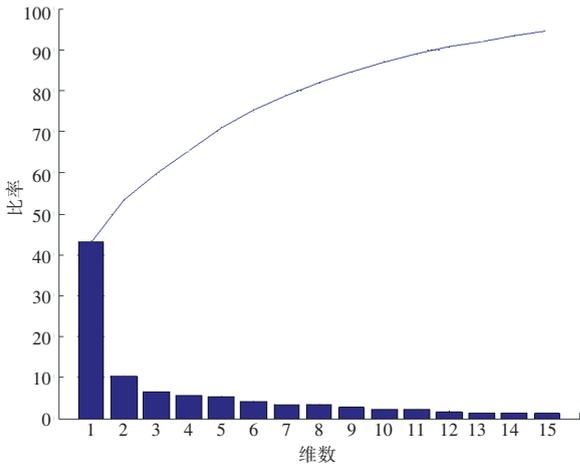


图 5 主分量分析图

Fig. 5 Principal component analysis diagram

做出 5 张测试图片的第一、第二主成分的散点图,散点图的位置关系表明测试图片存在的某种关系,如图 6 所示。通过实验,分别选取不同小波的分解次数以及 RBF 网络不同的扩散速率组成实验的准确度,详见表 1。由表 1 可知,最高的识别率在 100.00%。因此研究中,选取小波分解次数在 3 次, *spread* 扩散速率为 2 或者 3。

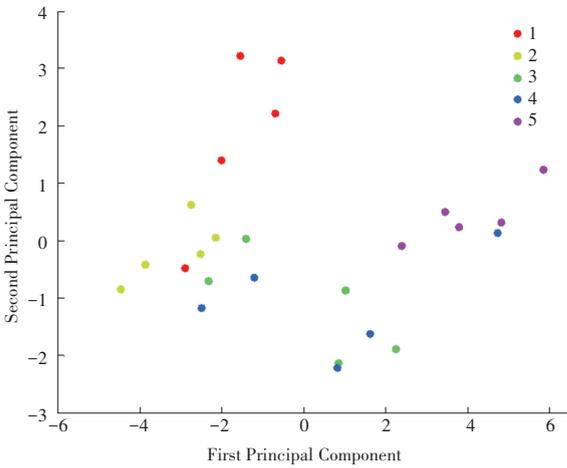


图 6 主成分散点图

Fig. 6 Principal component scatter diagram

表 1 实验准确结果

Tab. 1 Accurate results of the experiment %

	1	2	3	4	5
1	96.00	88.00	100.00	60.00	60.00
2	96.00	88.00	100.00	64.00	72.00
3	96.00	88.00	92.00	88.00	64.00
4	96.00	80.00	76.00	52.00	52.00

通过实验的对比,在采用 5 张人脸图片进行训练,5 张人脸图片进行测试时,当小波分解次数为 3, RBF 神经网络的速率 *spread* 为 2 或者为 3 的时候,识别率最高。使用主分量降维,特征提取后,大大降低了图像的维度。实验表明,当仅仅提取前 15 维度时识别率就可达到 90% 以上。由于 ORL 人脸数据量过少等原因,识别率会存在误差风险,下一步准备将人脸图像替换为真实人脸图像,并应用于实际环境中。

5 结束语

在安防、门禁等各个系统中进行人脸识别,是目前受到广泛关注的热点研究课题之一。本文主要进行了小波分析、主成分分析以及 RBF 神经网络对人脸识别的应用研究,并在小波变换基础上,结合主成分分析进行了人脸图像识别。实验结果表明,当仅仅提取前 15 维度时识别率就可达到 90% 以上。由于 ORL 人脸数据量过少等原因,识别率会存在误差风险,下一步准备将人脸图像替换为真实人脸图像,并结合院内门禁系统,与厂家联合开发,继而应用于环境中。

参考文献

- [1] 王守佳. 基于图像的人体检测跟踪和人脸识别的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2013.
- [2] 齐兴敏. 基于 PCA 的人脸识别技术的研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2007.
- [3] 吴巾一, 周德龙. 人脸识别方法综述[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(09): 3205-3209.
- [4] 刘玉杰. 基于小波分析的基因芯片数据的特征提取[D]. 济南: 山东轻工业学院, 2011.
- [5] 刘玉杰, 刘毅慧. 基于小波低频系数基因芯片数据的特征提取[J]. 生物信息学, 2011, 9(03): 255-258, 262.
- [6] 刘玉杰, 刘毅慧. 基于小波高频系数基因芯片数据的特征提取[J]. 生物信息学, 2011, 9(04): 339-343.
- [7] 吴文峰, 刘毅慧. 高维蛋白质质谱癌症数据特征提取[J]. 生物信息学, 2015, 13(02): 131-140.
- [8] 王昭鑫, 刘毅慧. 主元余像集主成分分析在蛋白质质谱数据中的应用[J]. 生物信息学, 2009, 7(03): 219-222.
- [9] 陈明, 等. MATLAB 神经网络原理与实例精解[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013.
- [10] 王丽娟, 刘毅慧, 刘强, 等. 神经网络提高肝细胞癌磁共振波谱诊断正确率[J]. 生物信息学, 2010, 8(02): 171-174.
- [11] 王韶卿, 刘毅慧, 王丽娟, 等. 基于反向传输神经网络的肝脏 31P 磁共振波谱分析[J]. 中国医学影像技术, 2009, 25(10): 1875-1878.