



计算机应用研究
Application Research of Computers
ISSN 1001-3695, CN 51-1196/TP

《计算机应用研究》网络首发论文

题目: 改进的 Gabor 小波变换特征提取算法
作者: 刘胜昔, 程春玲
DOI: 10.19734/j.issn.1001-3695.2018.05.0570
收稿日期: 2018-05-30
网络首发日期: 2018-12-13
引用格式: 刘胜昔, 程春玲. 改进的 Gabor 小波变换特征提取算法[J/OL]. 计算机应用研究. <https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2018.05.0570>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

改进的 Gabor 小波变换特征提取算法

刘胜昔^{1†}, 程春玲²

(1. 中通服咨询设计研究院有限公司 系统集成公司, 南京 210019; 2. 南京邮电大学 计算机学院, 南京 210003)

摘要: 针对基于 Gabor 小波幅值与相位的人脸特征提取方法的特征级联方式使得特征向量维度较高的问题, 提出了一种改进的 Gabor 小波变换特征提取算法。该算法计算局部幅值特征和局部相位特征, 增强了每个像素的局部关联性; 然后通过实验选定加权系数, 将幅值特征与相位特征进行加权融合。实验结果表明, 所提出的算法与改进前的算法相比, 降低了特征向量的维度, 且提高了最终的人脸识别率。

关键词: Gabor 小波; 特征提取; 局部幅值特征; 局部相位特征; 加权融合

中图分类号: TP391.4 doi: 10.19734/j.issn.1001-3695.2018.05.0570

Feature extraction algorithm based on improved Gabor wavelet transform

Liu Shengxi^{1†}, Cheng Chunling²

(1. System Integration Company, China Information Consulting & Designing Institute Co. LTD, Nanjing 210019, China; 2. College of Computer, Nanjing University of Posts & Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: Aiming at the problem that the feature cascading method for face feature extraction based on Gabor wavelet amplitude and phase makes the feature vector dimension higher, this paper proposed an improved Gabor wavelet transform feature extraction algorithm. The algorithm calculated local amplitude and local phase features, and enhanced the local correlation of each pixel. Then the algorithm weighted fusion for amplitude and phase features by weighting coefficients which experiment selected. Experimental results show that the proposed algorithm reduces the dimension of the feature vector and improves the final face recognition rate compared with the pre improved algorithm.

Key words: Gabor wavelet; feature extraction; local amplitude feature; local phase feature; weighted fusion

0 引言

特征提取是人脸识别系统中最关键的技术之一, 指的是通过计算分析人脸图像得到具有一定区分度的数据来描述人脸特征的过程。但是目前已有的人脸特征提取方法在算法对于光照与姿态等外界因素干扰的情况下, 算法提取的特征的鲁棒性不高, 还不能适用于一般情况。所以, 如何找到一种对复杂环境有较高鲁棒性的人脸描述特征是本文需要解决的问题^[1]。

随着图像采集技术的不断发展, 复杂条件下采集到的图像越来越多, 受到包括光照、姿态、遮挡等外界因素的影响。譬如当光照发生较大变化时, 同一个人的人脸图像可能比在相同光照条件下的不同人的脸图像的变化大很多, 因为光照的变化使得处于光照较暗下的人脸的纹理信息被遮盖, 所以导致同一个人的人脸特征发生较大差异。当人脸姿态变化幅度过大或者人脸部分信息被遮挡时, 会导致人脸部分关键特征缺失, 从而无法提取完整的人脸特征。因此, 传统的特征提取算法对于此类图像的特征提取的效果不够理想。而通过研究发现 Gabor 小波类似于哺乳动物视觉系统中视觉神经元, 在局部空间内有很好的提取信息的性能, 由于 Gabor 小波具有良好的方向选择性、多尺度性以及对于光照、姿态等变化的不敏感性, 使得 Gabor 小波在图像处理和模式识别中得到了广泛的应用^[2-4]。

因此, 为了进一步提升基于 Gabor 小波变换特征提取算法提取特征的表征能力, 并降低特征维度, 本文提出改进的

Gabor 小波变换特征提取算法。该算法计算每个像素点的局部幅值特征和局部相位特征来分别代替该像素点的幅值特征和相位特征, 增强每个像素点的局部关联性, 采用加权融合的方式对幅值特征与相位特征进行融合, 降低人脸特征向量的维度并提高人脸特征的表征能力。

1 相关工作

目前基于 Gabor 小波变换的人脸特征提取算法从图像变换区域大小上可以分为解析法和整体法^[5]。

解析法即计算每一个特定标记区域的 Gabor 小波特征, 所以该类方法需要选定一些特征域或者特征点(如眼睛、鼻子、嘴巴等), 然后求得各个标记区域的 Gabor 特征并将其组合成“Gabor jet”。Lades 等人^[6]最早提出 Gabor 小波动态连接结构并将其应用于人脸识别中, 该方法将人脸表示为格状的稀疏图, 用图像位置的 Gabor 小波变换得到的特征向量标记图的节点, 用连接节点的距离向量标记图的边, 根据图像中的节点与连接之间的相似性进行人脸识别, 但是在图像中搜索特征点的计算量比较大。为了解决这一问题, Wiskott 等人^[7]使用弹性图匹配方法对人脸的关键部位进行标定, 然后针对关键部位进行了 Gabor 小波变换, 最后将多个关键部位的 Gabor 小波特征级联。在此过程中弹性图的匹配较为耗时。因此, 为了避免弹性图的构建, Kalocsai 等人^[8]将人脸的关键特征点直接进行 Gabor 小波变换, 再将这些特征级联起来。但是解析法都需要对人脸的关键特征点进行手工标定, 其过程较为繁琐。

收稿日期: 2018-05-30; 修回日期: 2018-08-21

作者简介: 刘胜昔 (1992-), 男 (通信作者), 江苏涟水人, 硕士, 主要研究方向为智能计算技术与应用 (sxliuhs@163.com); 程春玲 (1972-), 女, 博士研究生, 教授, 主要研究方向为大数据管理与分析、资源管理和性能优化等。

整体法则是将图像整体进行 Gabor 小波变换, 不再需要对特征点进行手工标记。Liu 等人^[9]使用多尺度与多方向的 Gabor 核函数对完整的人脸图像进行卷积, 将提取的 Gabor 幅值特征作为人脸的特征向量。Shan 等人^[10]将 Gabor 幅值特征与 Boosting 策略相结合, 降低特征维度得到 AdaGabor 特征, 最终通过此特征对人脸进行识别。此前的这些方法提取的都是 Gabor 的幅值特征, 忽略了 Gabor 的相位特征。事实上, Gabor 相位特征中含有丰富的可以用于分类识别的信息, 且经过研究表明, Gabor 相位特征对于光照等外界因素的变化具有较高的鲁棒性^[11]。Zhang 等人^[11]提出了基于 Gabor 小波相位信息的直方图模型, 该方法使用了 Gabor 小波变换、空间区域直方图等, 使得该方法对于外界因素的变化具有良好的鲁棒性。为了更好地提升基于 Gabor 小波变换的特征提取算法的鲁棒性, 文献^[12]提取了人脸的 Gabor 幅值特征与相位特征, 并将两者级联获得最终人脸特征向量。但是目前基于 Gabor 小波幅值和相位信息的特征提取方法一方面较少考虑幅值特征的局部邻域之间的关系, 使得幅值特征的局部关联性较弱; 另一方面合成幅值特征与相位特征的方式大多为串联, 所以使得最终的人脸特征向量的维度较高且表征能力不能达到最好。

综上所述, 解析法由于需要手工标定特征, 所以其过程较为繁杂。整体法中基于 Gabor 小波幅值信息的特征提取方法对于限定条件下的人脸特征提取有较好的效果, 因为其通过滤波得到的幅值信息可以很好地反映人脸的纹理特征, 然而复杂条件下的人脸局部的纹理特征可能会发生改变, 所以导致基于 Gabor 小波幅值信息的特征提取方法对于受外界环境干扰的人脸提取的特征的表征能力不强。而基于 Gabor 小波幅值和相位信息的特征提取方法融入了对于光照等外界因素具有较强鲁棒性的相位信息, 增强了特征的表征能力, 但是两种信息的级联方式导致特征维度较高。

2 二维 Gabor 小波变换

Gabor 小波是由 Gabor 函数经过尺度伸缩和旋转生成的一族复函数系, 具有很好的视频局部化特征和多分辨性能, 能够提取图像局部细微变化^[13]。对于图像进行 Gabor 滤波, 需要采用二维 Gabor 小波变换。二维 Gabor 小波核函数的定义如式(1)所示^[14]。

$$G_{u,v}(z) = \frac{k_{u,v}}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k_{u,v}^2}{2\sigma^2}\right) \left[\exp(ik_{u,v}z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right] \quad (1)$$

其中: z 代表图像中某个像素点在空间中的坐标值, 可以用 $z=(x,y)$ 表示; $k_{u,v} = \begin{pmatrix} k_v \cos \varphi_u \\ k_v \sin \varphi_u \end{pmatrix}$ 表示滤波器的中心频率。

$k_v = 2^{\frac{v+2}{2}\pi}$, $\varphi_u = \mu \frac{\pi}{k}$, 其中 $u(u=0,1,2,\dots,7)$ 表示 Gabor 滤波器的方向; $v(v=0,1,2,3,4)$ 表示尺度; k 表示方向的总数目。 i 是复数运算符, $*$ 表示求对应值的欧氏范数, σ 决定了高斯窗宽与波长之比, 通常 $\sigma=2\pi$ 时实验效果最佳。

一般来说, Gabor 特征图谱可以通过图像与 Gabor 小波的核函数进行卷积运算而获得。如图 1 所示, A 可以看成待处理的图像, B 可以看成 Gabor 小波的核函数。卷积运算的公式为

$$C(x,y) = \sum_i \sum_j A(i,j) B(x-i,y-j) \quad (2)$$

那么, 将输入的人脸图像进行 Gabor 小波变换, 则运算可以定义为

$$F_{u,v}(z) = I(z) * G_{u,v}(z) \quad (3)$$

其中: $F_{u,v}(z)$ 表示 Gabor 小波卷积得到的特征图像; $I(z)$ 表示初始图像; $*$ 表示卷积运算。

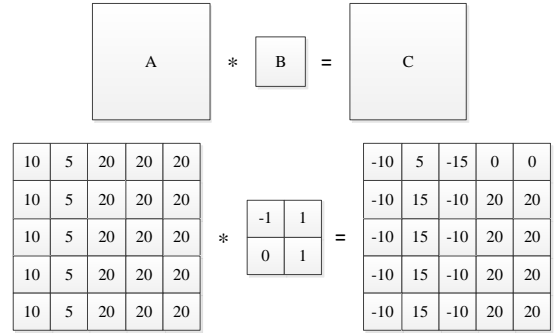


图 1 二维卷积运算

Fig. 1 Two dimensional convolution operation

3 改进的 Gabor 小波变换特征提取算法

3.1 Gabor 局部幅值特征

基于 Gabor 幅值统计特性的特征提取算法所提取的图像幅值特征信息相较于图像全局特征受外界因素的干扰要弱一些。由于二维 Gabor 小波 $G_{u,v}(z)$ 为复数形式, 所以其实部

$Re(G_{u,v}(z))$ 和虚部 $Im(G_{u,v}(z))$ 分别可以表示为

$$Re(G_{u,v}(z)) = \frac{k_{u,v}}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k_{u,v}^2}{2\sigma^2}\right) \left[\cos(k_{u,v}z) - \exp\left[-\frac{\sigma^2}{2}\right] \right] \quad (4)$$

$$Im(G_{u,v}(z)) = \frac{k_{u,v}}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k_{u,v}^2}{2\sigma^2}\right) \left[\sin(k_{u,v}z) \right] \quad (5)$$

根据第 2 章中式(3), 可以得到图像的 Gabor 特征 $F_{u,v}(z)$,

所以 $F_{u,v}(z)$ 也为复数, 其实部为 $Re(F_{u,v}(z))$ 虚部为 $Im(F_{u,v}(z))$,

其幅值特征为 $M_{u,v}(z)$, 如式(6)所示。

$$M_{u,v}(z) = \sqrt{(Re(F_{u,v}(z)))^2 + (Im(F_{u,v}(z)))^2} \quad (6)$$

通过卷积运算获得图像的 Gabor 幅值特征后, 为了增强幅值特征的局部关联性, 则计算每个像素点的局部幅值特征来代替该像素点的幅值特征。本文选取 3×3 大小的窗口, 作为一个像素点的邻域, 计算该窗口中周围八个像素点的平均幅值, 用该平均幅值来代替窗口中心像素点的幅值。当像素点位于幅值特征图谱的边界时, 邻域不在幅值特征图谱范围内的幅值补零。假设像素点 z_0 , 其邻域内各像素点 $z_i(i=1,2,\dots,8)$ 分布如图 2 所示, 则其幅值 $M'_{u,v}(z_0)$ 的计算公式

如式(7)所示, 最后计算获得局部幅值特征图谱 $M'_{u,v}(z)$ 。

$$M'_{u,v}(z_0) = \frac{\sum_{i=1}^8 M_{u,v}(z_i)}{8} \quad (7)$$

为了能够有效地表征图像全局特征以及降低特征维度, 将得到的局部幅值特征图谱进一步划分为若干个矩形不重叠且大小相等的子块, 子块数记为 K , 然后分别计算各子块的

统计特征。统计特征选择样本均值和标准差这两个最为典型的统计量。

z_1	z_2	z_3
z_8	z_0	z_4
z_7	z_6	z_5

图 2 邻域内各像素点分布示意图

Fig. 2 Schematic diagram of distribution of each pixel in neighborhood

假设一幅图像 I 大小为 $m \times n$, 针对 Gabor 局部幅值特征图谱划分了 K 个大小相同的子块, 每个子块图像为 I_k ($k=0,1,\dots,K-1$), 每个子块图像内的均值 $M_{u,v,k}^\mu$ 和标准差 $M_{u,v,k}^\sigma$ 的计算公式分别为

$$M_{u,v,k}^\mu = \frac{\sum_{z \in I_k} M_{u,v}^\mu(z)}{(m \times n) / K} \quad (8)$$

$$M_{u,v,k}^\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{z \in I_k} (M_{u,v}^\mu(z) - M_{u,v,k}^\mu)^2}{(m \times n) / K}} \quad (9)$$

则图像 I 的幅值特征可以表示为

$$\{(M_{u,v,k}^\mu, M_{u,v,k}^\sigma) | u=0,1,\dots,U, v=0,1,\dots,V, k=0,1,\dots,K-1\} \quad (10)$$

其中: U 和 V 分别表示 Gabor 小波核函数的方向和尺度数。

3.2 Gabor 局部相位特征

由于 Gabor 小波的相位特征对于光照有着很强的分辨性, 所以本章根据 Daugman 方法^[15]提取图像经过 Gabor 小波变换后的局部相位特征, 将其与局部幅值特征进行融合, 得到对于光照具有更强鲁棒性的特征。

Daugman 方法将经过二维 Gabor 小波变换后的图像中的每一个像素点的信息进行二进制转换, 即根据每个像素点的实部信息和虚部信息的正负来确定其二进制的值, 转换规则如式(11)和式(12)所示^[15]。

$$P_{u,v}^{Re}(z) = \begin{cases} 0, & \text{Re}(F_{u,v}(z)) > 0 \\ 1, & \text{Re}(F_{u,v}(z)) \leq 0 \end{cases} \quad (11)$$

$$P_{u,v}^{Im}(z) = \begin{cases} 0, & \text{Im}(F_{u,v}(z)) > 0 \\ 1, & \text{Im}(F_{u,v}(z)) \leq 0 \end{cases} \quad (12)$$

其中: z 表示图像中某个像素点坐标; $\text{Re}(F_{u,v}(z))$ 、 $\text{Im}(F_{u,v}(z))$

分别表示像素点的实部信息和虚部信息; $P_{u,v}^{Re}(z)$ 、 $P_{u,v}^{Im}(z)$ 分别表示像素点的实部信息和虚部信息的二进制转换值。图像中每一个像素点的实部信息和虚部信息组合成的坐标 $(\text{Re}(F_{u,v}(z)), \text{Im}(F_{u,v}(z)))$ 都可以在复坐标系内找到对应的点, 如图 3 所示。

图中, $\theta_{u,v}(z)$ 表示坐标的相位角。当 $\text{Re}(F_{u,v}(z)) > 0$ 时,

$\theta_{u,v}(z)$ 位于第 I 或 IV 象限; 当 $\text{Re}(F_{u,v}(z)) \leq 0$ 时, $\theta_{u,v}(z)$ 位于第

II 或 III 象限; 同理可以推出 $\text{Im}(F_{u,v}(z))$ 和 $\theta_{u,v}(z)$ 的关系。所以式(11)和(12)可以分别变形为式(13)和(14)。

$$P_{u,v}^{Re}(z) = \begin{cases} 0, & \theta_{u,v}(z) \in \{I, IV\} \\ 1, & \theta_{u,v}(z) \in \{II, III\} \end{cases} \quad (13)$$

$$P_{u,v}^{Im}(z) = \begin{cases} 0, & \theta_{u,v}(z) \in \{I, II\} \\ 1, & \theta_{u,v}(z) \in \{III, IV\} \end{cases} \quad (14)$$

式(13)和(14)只是分别对实部与虚部信息进行了二进制转换, 并没有对实部与虚部信息之间的关系进行二进制转换。

因为在复平面中, 相位角 $\theta_{u,v}(z)$ 和 $\text{Re}(F_{u,v}(z))$ 、 $\text{Im}(F_{u,v}(z))$ 存在式(15)所描述的关系。

$$\tan(\theta_{u,v}(z)) = \frac{\text{Im}(F_{u,v}(z))}{\text{Re}(F_{u,v}(z))} \quad (15)$$

所以, 由式(13)和(14)可得, 当 $P_{u,v}^{Re}(z)$ 、 $P_{u,v}^{Im}(z)$ 相等, 即

$\theta_{u,v}(z)$ 位于第 I 或 III 象限时, $\tan(\theta_{u,v}(z)) > 0$; 当 $P_{u,v}^{Re}(z)$ 、 $P_{u,v}^{Im}(z)$

不相等, 即 $\theta_{u,v}(z)$ 位于第 II 或 IV 象限时, $\tan(\theta_{u,v}(z)) \leq 0$ 。所以

按照同样的二进制转换规则对 $\tan(\theta_{u,v}(z))$ 进行二进制编码

得到 $P_{u,v}^{tan}(z)$, 如式(16)所示。

$$P_{u,v}^{tan}(z) = \begin{cases} 0, & \theta_{u,v}(z) \in \{I, III\} \\ 1, & \theta_{u,v}(z) \in \{II, IV\} \end{cases} \quad (16)$$

即

$$P_{u,v}^{tan}(z) = P_{u,v}^{Re}(z) \text{ XOR } P_{u,v}^{Im}(z) \quad (17)$$

为了增强每个像素点与其局部邻域内像素点的相位特征的关联性, 同样选定 3×3 大小的窗口, 作为一个像素点的邻域。将窗口内其他八个位置的二进制编码与中心像素点的编码进行异或运算得到新的八个二进制编码, 然后将这八个二进制编码按照顺序排列成一个 8 位二进制数, 最后将其转换为一个十进制数来表示中心像素点的相位特征。当像素点位于相位特征图谱的边界时, 邻域不在相位特征图谱范围内的相位特征编码补零。具体运算过程如图 4 所示。

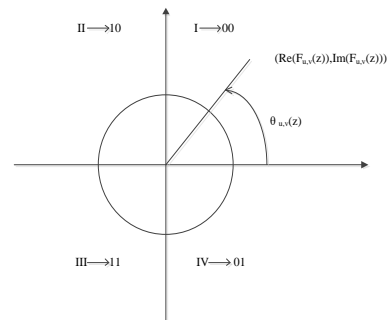
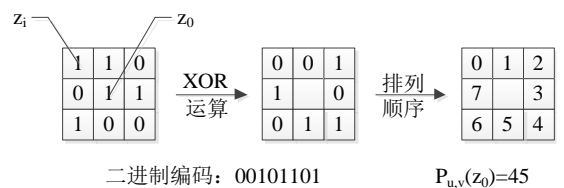


图 3 复坐标系示意图

Fig. 3 Schematic diagram of complex coordinate system



二进制编码: 00101101

$P_{u,v}(z_0)=45$

图 4 局部相位特征运算过程

Fig. 4 Operation process of local phase feature

其中, z_0 为某一像素点坐标, 其邻域内各像素点 $z_i (i=1,2,\dots,8)$, 像素点 z_0 的局部相位特征为 $P_{u,v}(z_0)$, 最终得到图像的局部相位特征图谱 $P_{u,v}(z)$ 。

与 3.1 节的局部幅值特征提取类似, 为了有效地表征图像全局特征以及降低特征维度, 一幅大小为 $m \times n$ 的图像 I 通过二维 Gabor 小波变换得到局部相位特征图谱 $P_{u,v}(z)$ 后, 将其进一步划分为若干个矩形不重叠且大小相等的子块, 子块数记为 K , 然后分别通过式 (18) 和 (19) 计算各子块 $I_k (k=0,1,\dots, K-1)$ 的均值 $P_{u,v,k}^\mu$ 和标准差 $P_{u,v,k}^\sigma$ 。

$$P_{u,v,k}^\mu = \frac{\sum_{z \in I_k} P_{u,v}(z)}{(m \times n) / K} \quad (18)$$

$$P_{u,v,k}^\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{z \in I_k} (P_{u,v}(z) - P_{u,v,k}^\mu)^2}{(m \times n) / K}} \quad (19)$$

则图像 I 的相位特征可以表示为

$$\{(P_{u,v,k}^\mu, P_{u,v,k}^\sigma) | u=0,1,\dots,U, v=0,1,\dots,V, k=0,1,\dots,K-1\} \quad (20)$$

其中: U 和 V 分别表示 Gabor 小波核函数的方向和尺度数。

3.3 特征融合

特征融合思想是对多种特征进行综合分析、评判和决策处理的过程, 即通过融合得到一个使各特征对结果影响贡献最大的综合特征。目前对于 Gabor 小波变换的幅值特征与相位特征的融合最常采用的方式为级联, 即串联法, 这种融合方法是将各个特征视为一种假设的平等, 认为每一个特征对于最终的识别结果具有同等的影响, 这种方法并不能使各个特征对识别正确的贡献作用发挥到最大。而特征加权融合方法是为每一个特征定义权值, 通过实验来确定各个特征的贡献值。令幅值特征的权值为 W_M , 相位特征的权值为 W_P , 设定每一个特征的权值范围为 $0.1 \sim 0.9$, 且 $W_M + W_P = 1$ 。所以最终的融合特征计算公式如式 (21) 所示。

$$MIX_{u,v,k} = W_M (M_{u,v,k}^\mu, M_{u,v,k}^\sigma) + W_P (P_{u,v,k}^\mu, P_{u,v,k}^\sigma) \quad (21)$$

其中: $u=0,1,\dots,U$; $v=0,1,\dots,V$; $k=0,1,\dots,K-1$; U 、 V 和 K 分别表示 Gabor 小波核函数的方向和尺度数以及特征图谱的分块大小。

3.4 算法描述

改进的 Gabor 小波变换特征提取算法主要由四部分组成, 首先需要人脸图像进行二维 Gabor 小波变换, 其次提取每个像素点的幅值特征并计算每个像素点局部幅值特征, 然后提取每个像素点的相位特征并计算每个像素点局部相位特征, 最后对局部幅值特征和局部相位特征进行加权融合。改进的 Gabor 小波变换特征提取算法的伪代码如算法 1 所示。

算法 1 改进的 Gabor 小波变换特征提取算法

输入一幅大小为 $m \times n$ 的人脸图像, 输出人脸图像的特征向量;

1. $z_0 \leftarrow$ 第一个像素点的坐标;
2. for $i \leftarrow 1$ to $m \times n$;
3. $F_{u,v}(z_i) \leftarrow I(z_i) * G_{u,v}(z_i)$;
4. $\text{Re}(F_{u,v}(z_i)) \leftarrow I(z_i) * \text{Re}(G_{u,v}(z_i))$;

5. $\text{Im}(F_{u,v}(z_i)) \leftarrow I(z_i) * \text{Im}(G_{u,v}(z_i))$;
6. end for; // 对人脸图像进行二维小波变换
7. for $i \leftarrow 1$ to $m \times n$;
8. $M_{u,v}(z_i) \leftarrow \sqrt{(\text{Re}(F_{u,v}(z_i)))^2 + (\text{Im}(F_{u,v}(z_i)))^2}$;
9. for $j \leftarrow 1$ to 8;
10. $M'_{u,v}(z_i) \leftarrow \frac{\sum_{j=1}^8 M_{u,v}(z_j)}{8}$;
11. end for;
12. end for; // 计算每个像素点的局部幅值特征
13. for $i \leftarrow 1$ to K

$$M_{u,v,i}^\mu \leftarrow \frac{\sum_{z \in I_k} M_{u,v}(z)}{(m \times n) / K}$$

$$M_{u,v,i}^\sigma \leftarrow \sqrt{\frac{\sum_{z \in I_k} (M_{u,v}(z) - M_{u,v,i}^\mu)^2}{(m \times n) / K}}$$

14. end for; // 计算每个子块的幅值特征的均值与标准差
15. for $i \leftarrow 1$ to $m \times n$;
- $\theta_{u,v}(z_i) \leftarrow \tan^{-1} \frac{\text{Im}(F_{u,v}(z_i))}{\text{Re}(F_{u,v}(z_i))}$
16. if $0 < \theta_{u,v}(z_i) < 90 \parallel 180 < \theta_{u,v}(z_i) < 270$;
17. $P_{u,v}^{\text{am}}(z_i) \leftarrow 0$;
18. end if;
19. if $90 < \theta_{u,v}(z_i) < 180 \parallel 270 < \theta_{u,v}(z_i) < 360$;
20. $P_{u,v}^{\text{am}}(z_i) \leftarrow 1$;
21. end if;
22. for $j \leftarrow 1$ to 8;
23. $P_{u,v}(z_i) \leftarrow P_{u,v}(z_i) + (P_{u,v}^{\text{am}}(z_i) \text{XOR} P_{u,v}^{\text{am}}(z_j)) 2^{j-1}$;
24. end for;
25. end for; // 计算每个像素点的局部相位特征
26. for $i \leftarrow 1$ to K ;

$$P_{u,v,i}^\mu \leftarrow \frac{\sum_{z \in I_k} P_{u,v}(z)}{(m \times n) / K}$$

$$P_{u,v,i}^\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{z \in I_k} (P_{u,v}(z) - P_{u,v,i}^\mu)^2}{(m \times n) / K}}$$

27. end for; // 计算每个子块的相位特征的均值与标准差
28. for $i \leftarrow 1$ to K ;
29. $MIX_{u,v,i} = W_M (M_{u,v,i}^\mu, M_{u,v,i}^\sigma) + W_P (P_{u,v,i}^\mu, P_{u,v,i}^\sigma)$;
30. end for; // 幅值特征与相位特征的加权融合

4 仿真及实验结果分析

4.1 实验环境和参数设置

实验需要选取合理的图像分块数大小以及本文算法融合特征的权值参数大小。实验的评价指标为平均人脸识别率以及特征提取平均时间。将本文算法与基于 Gabor 幅值与相位

的特征提取算法^[12]、基于 Gabor 幅值的特征提取算法^[9]作对比, 比较在光照和姿态等外界因素干扰情况下算法提取的特征对于后续人脸识别率的影响, 其次比较三种算法的特征提取的平均时间。实验选取 Yale、Yale B、CMU-PIE 三种人脸数据集来比较分析三种算法。Yale 人脸数据集包含了 15 个人 165 张人脸图像, 其中包括了光照、表情和姿态的变化; Yale B 人脸数据集包含了不同人种的 38 个人 2 432 张人脸图像, 其中包括光照与姿态的变化; CMU-PIE 人脸数据集包含了 68 个人 3 332 张人脸图像, 其中包括了光照、表情和姿态的变化。三种人脸数据集图像示例如图 5 所示。



图 5 三种人脸数据集图像示例

Fig. 5 Examples of three face data set images

实验选取 Gabor 滤波器参数为 $\sigma=2\pi$, $k_{max}=\frac{\pi}{2}$, $f=\sqrt{2}$,

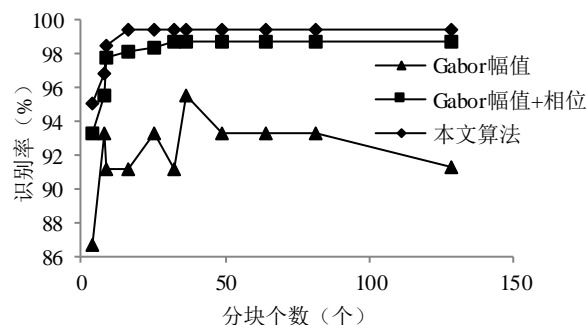
并提取图像的五个尺度和八个方向上的特征信息。实验的软硬件环境为: CPU 为 Intel^(R) Core^(TM) i3-2310M CPU@2.10 GHz; 内存为 6.00 GB; OS: Windows 7 Ultimate 64 bit; 实验的仿真工具: MATLAB 2014(a)。

4.2 分块数大小的选取

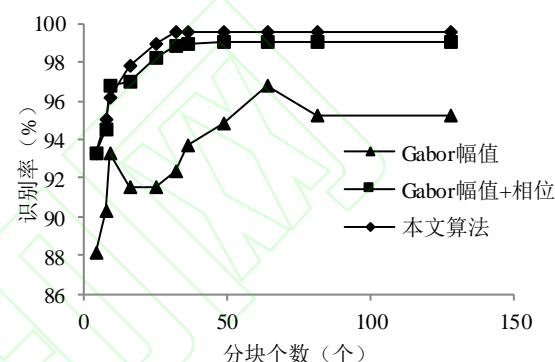
针对基于 Gabor 小波变换的特征提取算法, 合适的分块大小对于算法提取的特征的表征能力影响较大。因为分块数较小时, 子块图像较大, 则提取出的特征不够丰富; 而当分块数较大时, 子图像较小, 则特征维数较高, 并且容易受噪声影响。因此, 针对三种不同的人脸数据集, 分别通过本文算法、基于 Gabor 幅值与相位的特征提取算法、基于 Gabor 幅值的特征提取算法进行特征提取, 并采用相同的主成分分析法对提取的特征进行降维, 输入到相同的支持向量机中进行识别分类, 计算不同分块大小情况下的人脸识别率。采用留一交叉验证法, 对不同分块大小情况下的每种算法进行 20 次测试, 计算 20 次测试的平均人脸识别率。图 6 为不同分块大小情况下的人脸识别率的比较。

从图 6 中可以看出, 当达到某一分块数后, 本文算法与基于 Gabor 幅值与相位的特征提取算法使得后续的人脸识别率持续达到最高且没有下降趋势, 而基于 Gabor 幅值的特征提取算法的后续人脸识别率波动较大。这主要是因为对于光照度较差的人脸图像而言, 诸如眼睛、鼻子、嘴巴等脸部特征的影响并不明显。当分块数较大时, 虽然其连贯性受到一定程度的破坏, 但 Gabor 相位信息对光照的补偿能力很强, 所以本文算法与基于 Gabor 幅值与相位的特征提取算法的识别率没有受到影响。从图中还可以看出, 本文算法与基于 Gabor 幅值与相位的特征提取算法相比, 较小的分块数就能使人脸识别率达到最高, 这主要是因为本文算法考虑了幅值特征的局部关联性。从图 6(a)中可以看出, 使得识别率达到最高时, 基于 Gabor 幅值的特征提取算法的最佳分块数为 36 个, 基于 Gabor 幅值与相位的特征提取算法的分块数为 32~128 个, 而本文算法的分块数为 16~128 个。因为分块数越多, 时间代价就越大, 所以三种算法的最佳分块数均取最小值。同理可以得到图 6(b)中本文算法、基于 Gabor 幅值与相位的特征提取算法、基于幅值的特征提取算法的最佳分块数分别为 32、49、64, (c)中三种算法的最佳分块数分别为 25、49、64。综上, 在 Yale 数据集下, 基于 Gabor 幅值的特

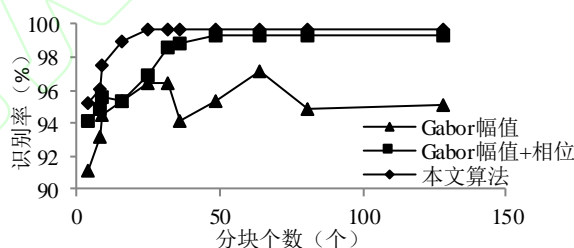
征提取算法、基于 Gabor 幅值与相位的特征提取算法和本文算法的最佳分块数分别为 36、32、16; 在 Yale B 数据集下, 三种算法的最佳分块数分别为 64、49、32; 在 CMU-PIE 数据集下, 三种算法的最佳分块数分别为 64、49、25。



(a)Yale 数据集



(b)Yale B 数据集



(c)CMU-PIE 数据集

图 6 不同分块大小情况下的人脸识别率的比较

Fig. 6 Comparison of face recognition rate under different block size

4.3 特征融合的权重参数选取

由于本文算法需要融合 Gabor 幅值与相位特征, 所以实验设置不同的特征权重, 通过测试选定最佳权重参数。根据 3.3 节可知, 幅值特征权重为 w_m , 相位特征权重为 w_p , 且两者和为 1, 特征权重参数的范围为 0.1~0.9。将三种不同的人脸数据集, 分别通过设置了不同特征权重的本文算法进行特征提取, 并采用相同的主成分分析法对提取的特征进行降维, 输入到相同的支持向量机中进行识别分类, 计算得到人脸识别率。采用留一交叉验证法, 对每一种特征权重参数的设置进行 20 次测试, 计算 20 次测试的平均人脸识别率。表 1 为不同特征权重参数下的人脸识别率比较。

从表 1 可以看出, 当幅值特征的权重参数 w_m 偏大, 而相位特征的权重参数 w_p 偏小时, 对于三种数据集的人脸识别率都相对偏低。主要是因为这三种数据集中均包含了光照变化的因素, 而相位特征对于光照变化具有较好的鲁棒性, 所以需要相位特征的权重参数 w_p 偏大一些。从图中还可以看出, 当 $w_m=0.3$ 且 $w_p=0.7$ 或者 $w_m=0.4$ 且 $w_p=0.6$ 时, 本文算法在 Yale 数据集上的识别率达到最高; 当 $w_m=0.4$ 且 $w_p=0.6$ 时,

本文算法在 Yale B 数据集上的识别率达到最高; 当 $W_M = 0.3$ 且 $W_P = 0.7$ 或者 $W_M = 0.4$ 且 $W_P = 0.6$ 或者 $W_M = 0.5$ 且 $W_P = 0.5$ 时, 本文算法在 CMU-PIE 数据集上的识别率达到最高。为了统一起见, 选定幅值特征的权重参数 W_M 为 0.3, 相位特征的权重参数 W_P 为 0.7。

表 1 不同特征权重参数下的人脸识别率比较

Table 1 Comparison of face recognition rate under different feature weight parameters

特征权重	人脸识别率/%			
W_M	W_P	Yale 数据集	Yale B 数据集	CMU-PIE 数据集
0.1	0.9	98.16	97.58	98.84
0.2	0.8	98.62	98.12	99.07
0.3	0.7	99.50	98.89	99.72
0.4	0.6	99.50	99.56	99.72
0.5	0.5	97.15	98.02	99.72
0.6	0.4	96.72	96.97	98.16
0.7	0.3	96.35	95.98	97.57
0.8	0.2	95.52	95.21	97.34
0.9	0.1	95.17	95.04	96.20

4.4 算法提取特征的特征能力的比较

实验将三种不同的人脸数据集, 分别通过本文算法、基于 Gabor 幅值与相位的特征提取算法、基于 Gabor 幅值的特征提取算法进行特征提取, 并采用相同的主成分分析法对提取的特征进行降维, 输入到相同的支持向量机中进行识别分类, 计算得到人脸识别率。采用留一交叉验证法, 对每种算法进行 20 次测试, 计算 20 次测试的平均人脸识别率。表 2 为不同算法提取特征的特征能力的比较。

表 2 不同算法提取特征的特征能力的比较/%

Table 2 Comparison of characterization capabilities for different algorithms/%

数据集	Gabor 幅值	Gabor 幅值+相位	本文算法
Yale	95.06	98.25	99.50
Yale B	96.31	98.62	99.56
CMU-PIE	96.93	99.08	99.72

从表 2 可以看出, 本文算法提取的特征具有最好的表征能力, 在三种算法中具有最高的人脸识别率。本文算法的特征向量表征能力优于基于 Gabor 幅值与相位的特征提取算法, 主要是因为本文算法考虑了幅值特征的局部关联性, 而且本文算法的加权融合特征优于特征的级联融合。基于 Gabor 幅值与相位的特征提取算法的特征向量表征能力优于基于 Gabor 幅值的特征提取算法, 主要是因为相位特征对于光照的变化具有很好的鲁棒性, 所以相位特征的融入使得算法的鲁棒性得到了提升。综上所述, 本文算法提取的特征向量的表征能力是优于其他两种算法的。

4.5 特征提取平均时间的比较

本节实验在三种数据集下, 比较本文算法、基于 Gabor 幅值与相位的特征提取算法、基于 Gabor 幅值的特征提取算法的特征提取平均时间。计算每一种算法分别在三种数据集下的特征提取平均时间。三种算法的特征提取平均时间比较如表 3 所示。

从表 3 可以看出, 本文算法的特征提取平均时间略高于基于 Gabor 幅值与相位的特征提取算法。主要是因为本文算法在基于 Gabor 幅值与相位的特征提取算法中加入了局部幅值特征的计算以及加权融合特征的计算, 所以增加了计算时间。显然基于 Gabor 幅值与相位的特征提取算法的特征提取

平均时间是高于基于 Gabor 幅值的特征提取算法的, 因为增加了相位特征的提取时间。从以上所有的实验结果可以得出以下结论, 本文算法在总体表现上是优于其他两种算法的。虽然本文算法的特征提取平均时间高于基于 Gabor 幅值与相位的特征提取算法和基于 Gabor 幅值的特征提取算法, 但是在最终的人脸识别率上本文算法高于这两种算法。本文算法在保证特征提取平均时间略有增加的同时, 提高了在光照、姿态等外界因素干扰情况下最终的人脸识别率, 很好地增强了特征的表征能力, 降低了特征向量的维度。

表 3 三种算法的特征提取平均时间比较

Table 3 Comparison of average time of feature extraction of three algorithms

数据集	特征提取平均时间/s		
	Gabor 幅值	Gabor 幅值+相位	本文算法
Yale 数据集	0.15	0.36	0.41
Yale B 数据集	0.11	0.29	0.38
CMU-PIE 数据集	0.10	0.25	0.35

5 结束语

为了解决基于 Gabor 小波幅值与相位的人脸特征提取方法的级联特征融合方式使得特征向量维度较高的问题, 本文提出了一种改进的 Gabor 小波变换特征提取算法。通过计算局部幅值特征与局部相位特征来增强特征之间的关联性; 将局部幅值特征与局部相位特征加权融合相比于两者级联, 降低了提取特征的维度并增强了特征的表征能力。从实验结果来看, 本文提出的算法所提取的特征有较高的表征能力且特征维度较低, 但是特征提取的平均时间相对较高。因此, 下一步工作将会考虑降低算法的时间复杂度, 减少特征提取的平均时间。

参考文献:

- [1] Velusamy S, Gopalakrishnan V, Anand B, *et al.* Improved feature representation for robust facial action unit detection [C]// Proc of IEEE CCNC. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2013: 681-684.
- [2] Shen Linlin, Bai Li, Fairhurst M. Gabor wavelets and general discriminant analysis for face identification and verification [J]. Image & Vision Computing, 2007, 25 (5): 553-563.
- [3] Pichler O, Teuner A, Hosticka B J. A comparison of texture feature extraction using adaptive Gabor filtering, pyramidal and tree structured wavelet transforms [J]. Pattern Recognition, 2006, 29 (5): 733-742.
- [4] Wang Xuewen, Ding Xiaoqing, Liu Changsong. Optimized Gabor filter based feature extraction for character recognition [C]// Proc of the 16th International Conference on Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2002: 223-226.
- [5] Shen Linlin, Bai Li. A review on Gabor wavelets for face recognition [J]. Pattern analysis and applications, 2006, 9 (2-3): 273-292.
- [6] Lades M, Vorbruggen J C, Buhmann J, *et al.* Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture [J]. IEEE Trans on computers, 1993, 42 (3): 300-311.
- [7] Wiskott L, Fellous J M, Kuiger N, *et al.* Face recognition by elastic bunch graph matching [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2007, 19 (7): 775-779.
- [8] Kalocsai P, Malsburg C V D, Horn J. Face recognition by statistical analysis of feature detectors [J]. Image & Vision Computing, 2014, 18 (4): 273-278.
- [9] Liu Chengjun, Wechsler H. Gabor feature based classification using the

- enhanced fisher linear discriminant model for face recognition [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2006, 11 (4): 467-476.
- [10] Shan Shiguang, Yang Peng, Chen Xilin, *et al.* AdaBoost Gabor Fisher classifier for face recognition [C]// Proc of International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures. Berlin: Springer, 2005: 279-292.
- [11] Zhang Baochang, Shan Shiguang, Chen Xilin, *et al.* Histogram of gabor phase patterns (hgpp): a novel object representation approach for face recognition [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2007, 16 (1): 57-68.
- [12] Xie Shufu, Shan Shiguang, Chen Xilin, *et al.* Fusing local patterns of gabor magnitude and phase for face recognition [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2015, 19 (5): 1349-1361.
- [13] Fan Guojuan, Li Bo, Mu Wanquan. HOGG: Gabor and HOG-based human detection [C]// Proc of International Conference on Information Technology in Medicine and Education. Washington DC: IEEE Computer Society, 2016: 562-566.
- [14] Jeong K J, Kim D J. Face recognition by weighted multi-resolution uniform local Gabor binary patterns [C]//Proc of International Conference on Control, Automation and Systems. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2012: 2167-2170.
- [15] Baochang Z, Zongli W, Bineng Z. Kernel learning of histogram of local Gabor phase patterns for face recognition [J]. Eurasip Journal on Advances in Signal Processing, 2008, 2008 (1): 1-8.