何列峰, 陈熙. 基于多种改进 LBP 和 Gabor 滤波器的人脸识别[J]. 智能计算机与应用,2026,16(7):147-153. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24122201

基于多种改进 LBP 和 Gabor 滤波器的人脸识别

何列峰, 陈 熙
(贵州师范大学 大数据与计算机科学学院, 贵阳 550025)

摘 要: 为了有效提取在复杂光照条件下不同角度和姿态的人脸特征,提出了 2 种改进的局部二值模式(Local Binary Pattern,LBP):加权融合三角形特征局部二值模式(Weighted fusion of triangular features with Local Binary Pattern,WLBP)和图拉普拉斯局部二值模式(Tulapuras Local Binary Pattern,TLBP),并与 Gabor 滤波器融合后使用随机森林(RF)分类器进行分类识别。具体而言,WLBP 通过矩阵性质对几何特性进行优化,在纹理表达上兼具局部敏感性和全局稳定性,能够更有效地描述图像中的复杂纹理模式;TLBP 通过融合了方向性权重的拉普拉斯特征,使得特征能够更好地捕捉方向性纹理和结构信息;两者与 Gabor 滤波器捕捉细粒度的纹理信息结合。实验数据集采用了 YALEB、ORL、FERET 人脸数据库,实验结果表明,所提出的方法在复杂光照、多角度和姿态的条件下,相较于传统单一的 LBP 方法显著提高了人脸识别准确率。

关键词: 人脸识别; 加权融合三角形特征局部二值模式; 图拉普拉斯局部二值模式; Gabor 滤波器; 随机森林
中图分类号: TP391.4 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)07-0147-07

Facial recognition based on multiple improved LBP and Gabor filters

HE Liefeng, CHEN Xi
(School of Big Data and Computer Science, Guizhou Normal University, Guiyang 550025, China)

Abstract: In order to effectively extract facial features from different angles and poses under complex lighting conditions, two improved Local Binary Patterns (LBP) are proposed: Weighted fusion of triangular features with Local Binary Patterns (WLBP) and Tulapuras Local Binary Patterns (TLBP). These patterns are fused with Gabor filters and classified using a Random Forest (RF) classifier. Specifically, WLBP optimizes geometric properties through matrix properties, combining local sensitivity and global stability in texture expression, and can more effectively describe complex texture patterns in images; TLBP integrates Laplacian features with directional weights to better capture directional texture and structural information; Both are combined with Gabor filters to capture fine-grained texture information. The experimental dataset used YALEB, ORL, and FERET face databases. The experimental results show that the proposed method significantly improves the accuracy of face recognition compared to the traditional single LBP method under complex lighting and multi angle and pose conditions.

Key words: facial recognition; Weighted fusion of triangular features with Local Binary Patterns; Tulapuras Local Binary Pattern; Gabor filter; Random Forest

0 引 言

人脸识别技术作为生物特征识别的关键分支,在安全验证、监控系统、智能交互等多个领域发挥着重要作用[1-4]。近年来,研究者提出了不少人脸识别的算法,如尺度不变特征变换(SIFT)[5]、加速稳健特征(SURF)等[6]。然而,这些方法在复杂光照下对不同角度和姿态的人脸识别受限且计算复杂度高。局部二值模式(LBP)作为一种经典的纹理特征描述子,因其计算简单,被广泛应用于图像识别领域[7]。人们也提出了许多 LBP 的变体: CS-LBP[8]、LCCP[9]、LCCMSP[10]等。但也存在一些问题,例如 CS-LBP:

(1)可能对光照和旋转有所提升,但其基础框架依然没有完全解决图像多变的复杂性。

(2)在局部特征上有一定优势,但由于其仅依赖于二值化特征,相对比较简化,且在旋转、尺度、光照等发生较大变化时缺乏较强的鲁棒性。

此外,Gabor 特征以其优良的时频特性,也在人脸

基金项目: 国家自然科学基金(61762022); 湖南省教育科学规划课题(XJK23BJC011)。
作者简介: 何列峰(2001—),男,硕士。主要研究方向:图像处理,模式识别。
通信作者: 陈 熙(1976—),男,博士,教授。主要研究方向:模式识别,生物特征识别。Email:biometrics@yeah.net。
收稿日期: 2024-12-22

识别中得到了广泛应用[11]。

在此基础上,本文提出了一种结合改进的 LBP(WLBP 和 TLBP)和 Gabor 特征的多特征融合特征提取算法。首先,通过引入加权融合三角形特征局部二值模式(WLBP)、图拉普拉斯局部二值模式(TLBP)增强了对图像纹理和边缘信息的表达能力。其次,利用 Gabor 滤波器提取图像的多尺度、多方向特征,以获取更全面的特征信息。最后,将改进后的 LBP 特征与 Gabor 特征进行融合,通过多特征的互补,增强在复杂光照条件下对不同角度和姿态的人脸特征有效提取。通过实验结果可知,该方法在多个复杂光照、不同角度和姿态的人脸数据集上均取得了较高的识别准确率,验证了其在人脸识别领域的有效性和优越性。

1 方法和原理

1.1 基本 LBP 算子

局部二值模式(Local Binary Patterns, LBP)是一种在图像处理和计算机视觉领域广泛应用的纹理描述符。LBP 最初由 Ojala 等学者在 1994 年提出,用于纹理特征提取。LBP 的基本原理是在 3×3 的窗口内,以窗口中心像素为阈值,与相邻的 8 个像素的灰度值进行比较,若周围的像素值大于中心像素值,则该位置被标记为 1,否则标记为 0。这样可以得到一个 8 位二进制数(通常转换为十进制、即 LBP 码,共 256 种),将这个值作为窗口中心像素点的 LBP 值,以此来反映这个 3×3 区域的纹理信息,原理如图 1 所示。研究推得的公式如下:

$$\mathrm{LBP}(x_c, y_c) = \sum_{i=1}^{8} 2^{i-1} f(g_i - g_c) \tag{1}$$

其中,(x_c, y_c) 表示 LBP 中心像素点的位置;g_c 表示中心像素点的灰度值;g_i 表示邻域像素点的灰度值;$f(x)$ 为二值函数,数学定义公式如下:

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x \geqslant 0 \\ 0, & x \leqslant 0 \end{cases} \tag{2}$$

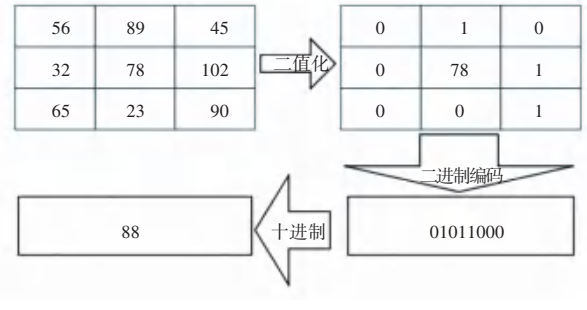


图 1 LBP 原理示例图

Fig. 1 Example diagram of LBP principle

1.2 加权融合的三角形特征局部二值模式

传统局部二值模式(LBP)依赖于对图像中心像素与其邻域像素的简单二值化比较,导致对光照变化敏感且无法有效处理旋转不变性,限制了其在复杂图像分析中的应用。在处理图像时通常采用固定权重或简单的规则,缺乏灵活的适应性。

加权融合的三角形特征局部二值模式算法通过选取不同的邻域像素组合形成多个三角形,通过三角形几何特性来增强图像中角度信息和空间关系的捕捉。在特征提取过程中,算法设计了多重加权机制:余弦权重和高斯平滑权重用于平滑邻域像素之间的角度关系,增强对旋转的鲁棒性。基于矩阵特征的自适应权重则,通过引入迹、范数和条件数的比值动态调整特征权重,以赋予不同区域不同的特征贡献度,更好地处理光照变化。具体而言,迹值使得图像局部特征的整体强度得到有效评估,能够帮助系统关注纹理信息较强的区域。范数值则强化了对复杂纹理或结构区域的识别,帮助系统在复杂图像中更好地定位重要特征;条件数提供了对图像稳定性与噪声的敏感度度量,帮助系统在图像中平衡稳定性和复杂度,避免噪声的干扰。每个三角形的几何特性最终经过加权求和,形成包含局部三角形纹理信息的特征矩阵,显著提高了对复杂纹理的表达能力。算法流程如图 2 所示。

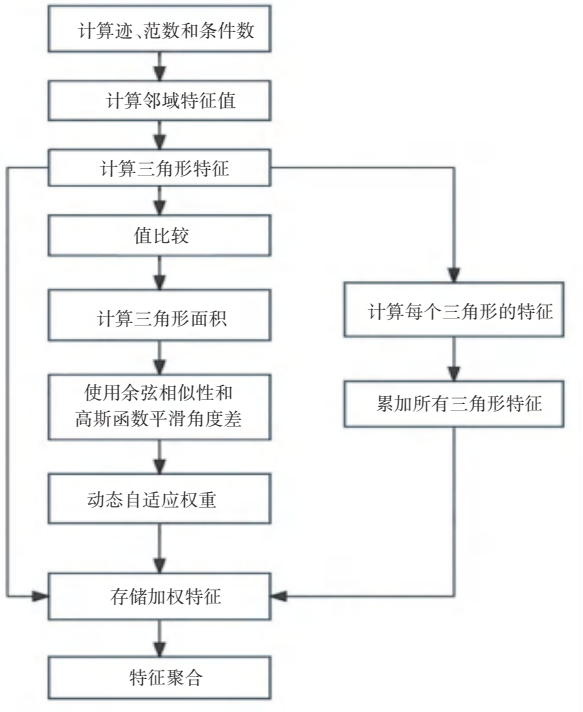


图 2 加权融合的三角形特征局部二值模式算法流程

Fig. 2 Flowchart of Weighted fusion of triangular features with Local Binary Pattern algorithm

该算法通过结合三角形几何结构和矩阵特征，在纹理表达上兼具局部敏感性和全局稳定性，能够更有效地描述图像中的复杂纹理模式。其核心步骤公式如下：

(1)三角形面积 Area 是基于像素邻域坐标的行列差计算得到：

$$\text{Area} = \frac{1}{2}\left\| \begin{matrix} 1 & 1 & 1 \\ r_c & r_1 & r_2 \\ c_c & c_1 & c_2 \end{matrix} \right\| \tag{3}$$

其中，r_c, c_c 分别表示中心像素的行列坐标；r_1，c_1 和 r_2, c_2 表示 2 个邻居像素的行列坐标。Area 的几何意义是：面积衡量邻域中像素分布的离散程度，大面积表明邻域点分布较远。

(2)值比较：通过比较中心像素值 $I(r_c, c_c)$ 与邻居像素值 $I(r_i, c_i)$，生成一个布尔 valueComparison，数学定义公式为：

$$\text{valueComparison} = \begin{cases} 1, & I(r_i, c_i) > I(r_c, c_c) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{4}$$

(3)计算权重

① 余弦相似性权重(cosWeight)。计算公式为：

$$\text{cosWeight} = 1 + \cos(\text{anglesDiff}(i)) \tag{5}$$

其中，anglesDiff 表示当前像素与其邻居之间的角度差。

② 高斯函数平滑角度差权重(gassWeight)。计算公式为：

$$\text{gassWeight} = \exp\left(-\frac{\text{anglesDiff}(i)^2}{2\sigma^2}\right) \tag{6}$$

其中，σ 表示高斯函数的标准差。

③ 动态自适应权重

(a)迹权重。计算公式为：

$$\text{traceWeight} = \frac{\text{traceVal}}{\text{traceVal} + \text{normVal} + \in} \tag{7}$$

其中，$\in$ 是一个小的常数，用于防止除以零的情况。traceVal 表示邻域矩阵的迹；normVal 表示邻域矩阵的范数。

(b)范数权重。计算公式为：

$$\text{normWeight} = \frac{\text{normVal}}{\text{traceVal} + \text{normVal} + \in} \tag{8}$$

(c)条件数权重。计算公式为：

$$\text{condWeight} = \frac{\text{conditionNum}}{\text{conditionNum} + \in} \tag{9}$$

其中，conditionNum 是条件数。

(4)加权特征值。对每个三角形的值比较结果、面积和权重综合计算：

$$\text{triangleFeatures}(k) = \sum_{i=1}^{8} \text{valueComparison} \times \text{Area}_i \times \text{cosWeight} \times \text{gassWeight}_i \times \text{WeightType}_k \tag{10}$$

其中，$k \in \{1,2,3,4\}$，分别对应迹、范数、条件数和总和。

(5)特征聚合。将所有三角形的特征值求和，得到像素 $I(r,c)$ 的特征。计算公式为：

$$\text{Feature}(r,c) = \sum_{k=1}^{4} \text{triangleFeatures}(k) \tag{11}$$

1.3　图拉普拉斯局部二值模式算法

局部二值模式(LBP)依赖于像素值之间的局部比较，忽略了邻域像素间的空间结构和方向性，这使其在处理具有复杂纹理或方向性变化的图像时表现不佳。其次，LBP 对噪声较为敏感，尤其是在低对比度或噪声较多的图像中，微小的灰度变化就可能导致错误的二进制模式，从而影响特征的稳定性和准确性。

针对这些不足，通过引入图拉普拉斯特征，在传统 LBP 的基础上提供了一种更加全面的纹理描述、即图拉普拉斯局部二值模式。具体来说，通过构建邻接矩阵来建模邻域像素之间的相似性，不仅考虑了像素值的差异，还融合了方向性权重，使得特征能够更好地捕捉方向性纹理和结构信息。此外，本算法的拉普拉斯矩阵特征并非仅仅依赖于邻域像素的灰度差异，还通过邻接矩阵和拉普拉斯矩阵的谱特征(特征值之和)来量化邻域结构的全局连通性。这种方式不同于传统的基于图像梯度的拉普拉斯滤波方法，通过谱特征的引入，能够更加准确地反映图像中局部区域的几何结构和纹理关系，提升了算法在捕捉细节方面的能力。算法流程如图 3 所示。

其核心公式步骤如下：

(1)计算 LBP 特征、邻接矩阵权重。公式如下：

$$A_{ij} = \exp(-|I(r_i,c_i) - I(r_j,c_j)|) \times (1 - |\cos(\theta_i - \theta_j)|) \tag{12}$$

其中，$|I(r_i,c_i) - I(r_j,c_j)|$ 表示邻域像素值的绝对差值，反映像素值之间的相似性；$1 - |\cos(\theta_i - \theta_j)|$ 表示基于方向的加权，反映 2 个邻域点方向的相对差异。

(2)度矩阵。计算公式如下：

$$D = \text{diag}\left(\sum_{j=1}^{8} A_{ij}\right) \tag{13}$$

(3)拉普拉斯矩阵。计算公式如下：

$$L = D - A \tag{14}$$

通过特征值分解计算拉普拉斯矩阵的特征值

$\lambda_1,\lambda_2,\cdots,\lambda_8$。将特征值求和,作为拉普拉斯特征值。计算公式如下:

$$\text{Laplacian}(r,c)=\sum_{i=1}^{8}\lambda_i \tag{15}$$

(4)特征值融合。式(1)和式(15)加权融合得到 TLBP 特征。

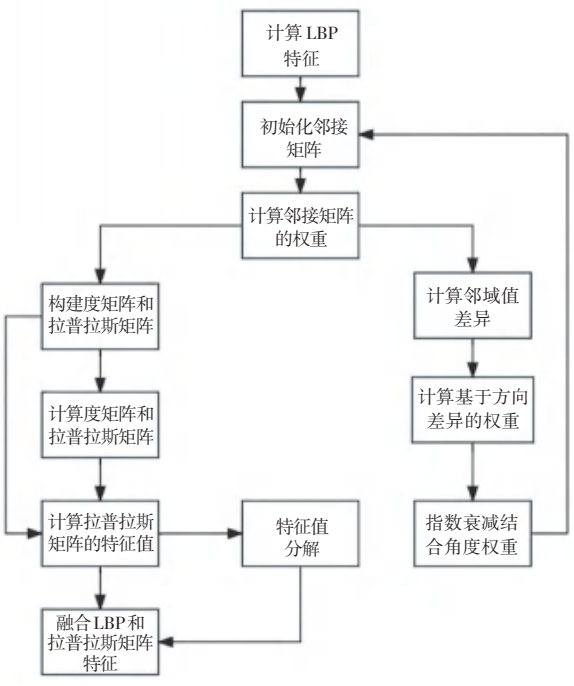


图 3 图拉普拉斯局部二值模式算法流程

Fig. 3 Flow chart of Tulapuras Local Binary Pattern algorithm

1.4 Gabor 滤波器

Gabor 滤波器在图像识别中的原理是基于其能够模拟人类视觉系统的特性,通过在不同尺度和方向上应用 Gabor 函数来捕捉图像中的局部特征,如边缘、角点和纹理[12-15]。这种多尺度和多方向的特性使得 Gabor 滤波器能够有效地描述图像中的纹理信息,并且对亮度、对比度变化以及图像姿态变化具有较强的鲁棒性。Gabor 滤波器提取的局部特征、包括频率和方向信息,为图像识别提供了丰富的信息,并且由于其对局部变化的敏感性,使其在边缘检测和纹理分析方面表现出色。此外,对 Gabor 特征归一化处理则有助于减少计算量并提高识别的准确性[12]。因此,Gabor 滤波器因其在模拟人类视觉识别纹理和提取图像局部特征方面的优势,在图像识别领域得到了广泛应用。对此可以表示为:

$$\psi(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-\frac{x'^2+r^2y'^2}{2\sigma^2}}e^{j2\pi\frac{x'}{\lambda}+\psi} \tag{16}$$

其中,$x'=x\cos\theta+y\sin\theta$;$y'=-x\sin\theta+y\cos\theta$;$\sigma$ 表示高斯函数的标准差;r 表示纵横比;λ 表示正弦波的波长;θ 表示滤波器的方向;ψ 表示相位位移。

1.5 特征提取方法

本文方法通过 Gabor 滤波器捕捉细粒度的纹理信息,WLBP 算法提取局部纹理和几何结构,TLBP 算法提取全局结构和边缘信息。通过将这些特征融合,能够提供更加丰富和全面的图像描述,从而增强分类器的识别能力,特别是在面对复杂光照、姿态、角度变化时,融合特征能够互补不足,提高识别准确性。具体如图 4 所示,方法过程如下:

(1)对输入图像进行预处理,将图像转换成灰度图像,并用高斯滤波处理,过滤高斯噪声。

(2)采用 WLBP、TLBP 和 Gabor 滤波器分别对图片进行处理,提取信息,构成直方图。

(3)将三者直方图拼接融合构成最终特征直方图。

(4)将提取到的纹理特征传入分类器中进行训练。

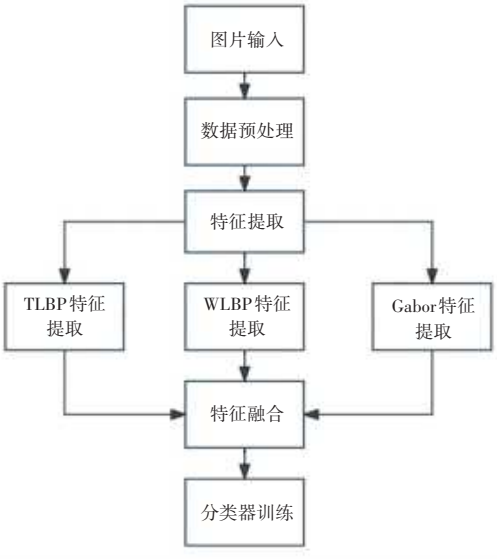


图 4 算法流程

Fig. 4 Flow chart of the algorithm

2 实验

2.1 人脸数据库

本文根据一些人脸数据库的特点[13]在 YALEB、ORL 和 FERET 三种人脸数据库下计算识别率。其中,YALEB 人脸数据库图像是在 64 种不同光源角度下采集的,覆盖从正面光照到极端侧光照的情况,可以测试算法在复杂光照条件下的有效性。ORL 人脸数据库图像包括正面视角和轻微的侧面视角、不同表情(如微笑、无表情)和佩戴眼镜

与不佩戴眼镜，可以测试算法在不同角度有效性。FERET 数据库包含了大量的人脸图像，覆盖了不同年龄、性别、种族、发型、眼镜等特征，其核心特点是包括了多种拍摄角度、不同的光照条件和多种姿态变化，因此具有较高的复杂性，可以测试算法在复杂光照条件下多角度和姿态的有效性，是对前 2 个数据库条件的综合。3 个数据库图像效果如图 5 所示，具体实验数据见表 1。

表 1　各个数据库的详细实验数据

Table 1　Detailed experimental data for each database

数据库	种类数目	每类样本数	样本总和	每类训练样本数	每类测试样本数	图像分辨率
YALEB	38	64	2 432	32	32	64×64
ORL	40	10	400	5	5	64×64
FERET	200	7	1 400	5	2	80×80



图 5　3 个人脸数据库图像效果图

Fig. 5　Rendering of three facial database images

2.2　不同分块下的识别率

分块的大小与图像的识别率有着直接联系。分块过大、导致图像相关性得不到体现，分块过小、可能会丢失一些重要的图像特征[14]。为了验证本文算法在不同分块下是否更具优势，实验首先分别计算 TLBP、WLBP 两种改进的 LBP 算法在 1×1、2×2，4×4 分块下的识别率，在识别率最高的分块下与 Gabor 进行直方图融合。本文采用随机森林分类器进行实验。随机森林是一种集成学习方法[15]，构建多棵决策树并将其预测结果结合起来，以提高整体模型的性能和准确性。随机森林中的每棵决策树都是一个分类器，可独立地对数据进行训练，并在最终预测时投票决定结果。在本项工作中设置了 1 000 棵树，并且开启了袋外误差（Out-of-Bag，OOB）预测，用于估计随机森林泛化误差。耶鲁大学的人脸数据库 B 见表 2，剑桥大学 ORL 人脸数据库（随机森林）见表 3，FERET 人脸数据库（随机森林）见表 4。从表 2—表 4 可以看出，TLBP、WLBP 算法使用随机森林分类器在 YALEB、ORL 和 FERET 人脸数据库上不同分块下的识别率大小远大于 LBP 算法。根据识别率结果，分别选择 4×4、4×4、2×2 的分块与 GABOR 结合。最佳分块下的 WLBP、TLBP 与 Gabor 融合见表 5。从表 5 的结果可以看出融合后的算法的识别率也高于单一算法。

表 2　耶鲁大学的人脸数据库 B（随机森林）

Table 2　YALEB（RF）

算法	1×1	2×2	4×4
LBP	0.533 7	0.848 7	0.983 6
TLBP	0.592 1	0.877 5	0.986 0
WLBP	0.563 3	0.891 5	0.991 8

表 3　剑桥大学 ORL 人脸数据库（随机森林）

Table 3　ORL（RF）

算法	1×1	2×2	4×4
LBP	0.755 0	0.865 0	0.905 0
TLBP	0.805 0	0.885 0	0.960 0
WLBP	0.810 0	0.905 0	0.965 0

表 4　FERET 人脸数据库（随机森林）

Table 4　FERET（RF）

算法	1×1	2×2	4×4
LBP	0.285 0	0.422 5	0.497 5
TLBP	0.480 0	0.642 5	0.625 0
WLBP	0.557 5	0.627 5	0.655 0

表 5 最佳分块下的 WLBP、TLBP 与 Gabor 融合

Table 5 WLBP, TLBP, and Gabor fusion under optimal partitioning

算法	YALEB	ORL	FERET
Gabor	0.880 8	0.935 0	0.350 0
WLBP+TLBP+Gabor	0.993 4	0.970 0	0.717 5

2.3 在不同分类器上的识别率

为了验证在不同分类器下的效果,将 YALEB 人脸数据集在 SVM 和 KNN 两种分类器下重新分块计算识别率,并融合算法比较单一算法,识别率结果见表 6 和表 7,可以看出在不同分类器下也保持良好的结果。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种监督学习算法[16],主要用于分类问题,也可用于回归分析(支持向量回归,SVR)。SVM 在数据集中寻找最佳的决策边界,这个边界被称为超平面,能够最大化地分开不同类别的数据点。K 最近邻[17](K-Nearest Neighbors,KNN),是一种基本且易于理解的分类和回归算法。工作原理非常简单直观:通过测量不同特征值之间的距离来进行预测。

表 6 耶鲁大学的人脸数据库 B(支持向量机、随机森林、K 最近邻)

Table 6 YALEB(SVM、RF、KNN)

算法	RF	KNN	SVM
LBP	0.983 6	0.824 0	0.969 6
TLBP	0.986 0	0.936 7	0.977 0
WLBP	0.991 8	0.932 6	0.976 2

表 7 不同分类器下融合的识别率

Table 7 Recognition rates of fusion under different classifiers

算法	RF	KNN	SVM
Gabor	0.880 8	0.866 0	0.922 7
WLBP+TLBP+Gabor	0.993 4	0.937 5	0.991 0

2.4 数据集上正确识别率的比较

系统的识别率是衡量系统性能的重要指标。在 3 个人脸数据库上本文算法与 5 个参考方法进行对比,结果见表 8。通过表 8 可以看出,本文算法、无论是对比传统单一的 LBP 变体算法、还是当前一些特征融合算法都具有一定的优势。

在本研究中,首先通过在多个人脸数据库上计算识别率,验证了 2 种改进的局部二值模式算法,TLBP 和 WLBP 在处理复杂光照条件、多角度和姿态变化时的特征提取性能优于传统的 LBP 算法。其次,通过在不同人脸数据库上应用随机森林分类器,并计算识别率,进一步证明了多特征融合算法相较于单一特征提取方法在识别准确度上的显著提升。最后,在 YALEB 人脸数据库上运用多种分类器计算识别率,以评估算法在不同分类器下的稳定性。这些结果不仅证实了改进 LBP 算法在复杂光照、多角度和姿态的人脸数据集上提取面部特征的有效性,也展示了多特征融合策略在人脸识别任务中的优越性。

表 8 本文算法与其他算法进行对比

Table 8 Comparison of this algorithm with other algorithms

算法	ORL	YALEB	FERET
LCCP	0.835 0	0.835 5	0.202 5
CSLBP	0.910 0	0.951 5	0.627 5
CSLDP[18]	0.885 0	0.884 9	0.475 0
矢量三角形局部特征模式[19]	0.945 0	0.987 7	0.647 5
Gabor+IPLBP[20]	0.925 0	0.989 3	0.487 5
本文算法	0.970 0	0.993 4	0.707 5

3 结束语

本文在已有的特征提取算子 LBP 的基础上,通过改进应用了 2 种新的特征提取算法、即 WLBP 和 TLBP,并提取了图像的 Gabor 特征,使用多特征融合进行人脸分类。通过对实验结果的分析,提出的算法在 3 个人脸数据集都表现出较高的识别率和良好的性能。下一步,拟就如下研究方向进行研究:

(1)本文使用直方图直接拼接融合,可能会带来冗余信息,影响分类结果,后续会选取更有效的融合方法。

(2)数据集规模较小。在未来的工作中,将在更加复杂的数据集和分类器下评估本文所提出的方法,并扩展到其他具有挑战性的计算机视觉应用中。

(3)方法仅关注复杂光照条件下多角度、多姿态的面部特征,对于其他可能影响特征信息提取的外来冗余信息没有进行实验,后面考虑在其他复杂环境情况下展开实验研究。

参考文献

[1] Gomes C, Chanchal S, Desai T, et al. Class attendance management system using facial recognition[J]. ITM Web of Conferences, 2020, 32(1): 889-896.

[2] Sajjad M, Ullah F U M, Ullah M, et al. A comprehensive survey on deepfacial expression recognition: Challenges, applications, and future guidelines[J]. Alexandria Engineering Journal, 2023, 68(4): 817-840.

[3] Huang D Y, Lin C L, Chen Y Y. Securable networked scheme with face authentication[J]. IET Biometrics, 2022, 11(2): 97-108.

[4] Jayaraman U, Gupta P, Gupta S, et al. Recent development in face recognition[J]. Neurocomputing, 2020, 408: 231-245.

[5] 翁存福,朱喜顺. 复杂背景下基于 SIFT 算法的局部遮挡人脸识

别[J]. 计算机仿真，2024，41(2)：232-236.
[6] Gupta S，Thakur K，Kumar M. 2D-human face recognition using SIFT and SURF descriptors of face′s feature regions[J]. The Visual Computer，2020，37(3)：447-456.
[7] Shamaileh A，Rassem T H，Liew S C，et al. Performance evaluation of different local binary operators for texture classification[J]. IEEE Access，2020，8：170294-170309.
[8] 卞静伟，蔡秀梅. 基于 CSLBP 模糊图像特征提取与检测方法研究[J]. 光电子·激光，2021，32(5)：462-469.
[9] 郑露萍. 图像二阶微分特征提取及人脸识别应用研究[D]. 昆明：昆明理工大学，2015.
[10] Merabet E Y，Ruichek Y. Local concave-and-convex micro-structure patterns for texture classification[J]. Pattern Recognition，2018，76(4)：303-322.
[11] He H，Liang J，Hou Z，et al. Multi-pose face reconstruction and Gabor-based dictionary learning for face recognition[J]. Applied Intelligence，2022，53(13)：16648-16662.
[12] 王春梦，王子熠，孟凡彬，等. 基于 Gabor 和 PCA 的面部图像识别方法[J]. 信息技术，2021(2)：20-25.
[13] Bhoj K，Choksi K，Kitawat R，et al. Review on various face recognition databases[J]. i-Manager′s Journal on Pattern Recognition，2022，9(2)：17-29.
[14] 赵腾浩，杨立娟，王宇，等. 基于分块 LBP 特征提取和改进 KNN 的手写数字识别[J]. 信息与电脑，2021，33(5)：195-200.
[15] Abdulkareem N M，Abdulazeez A M. Machine learning classification based on Radom Forest algorithm：A review[J]. International Journal of Science and Business，2021，5(2)：128-142.
[16] Chauhan V K，Dahiya K，Sharma A. Problem formulations and solvers in linear SVM：A review[J]. Artificial Intelligence Review：An International Science and Engineering Journal，2019，52(2)：803-855.
[17] 王乐，韩萌，李小娟，等. 不平衡数据集分类方法综述[J]. 计算机工程与应用，2021，57(22)：42-52.
[18] 常怡盟. 中心对称局部差分模式及其在人脸识别中的应用[D]. 西安：西安电子科技大学，2014.
[19] 赵玥，苏剑波. 一种用于人脸识别的矢量三角形局部特征模式[J]. 电子学报，2012，40(11)：2309-2314.
[20] 陈佳明，陈旭，任硕，等. 基于改进的 LBP 和 Gabor 滤波器的纹理特征提取方法[J]. 南京信息工程大学学报，2025，17(2)：227-234.