

融合 LBP 与深度学习人脸识别方法研究

陈玺铭

闽江学院

DOI:10.12238/acair.v3i3.15615

[摘要] 针对人脸识别过程中准确率的问题,本文提出一种基于改进LBP和深度学习融合的方法。对于传统LBP方法,提出通过自适应分块和加权编码策略,降低了特征维数,提高了特征的表达能力,将获取到的特征值结合深度学习模型ResNet50,通过模型参数调整和优化,提高识别过程的准确性。最后通过实验表明:相较于传统LBP+支持向量机以及单独深度学习识别,该融合方法的识别准确率有所提高。

[关键词] 人脸识别;深度学习;LBP

中图分类号: G791 **文献标识码:** A

Research on Face Recognition Method Fusing LBP and Deep Learning

Ximing Chen

Minjiang University

[Abstract] To address the accuracy issue in face recognition, this paper proposes a fusion method based on improved Local Binary Patterns (LBP) and deep learning. For the traditional LBP method, an adaptive block partitioning and weighted coding strategy is introduced, which reduces the feature dimension and enhances the feature representation capability. The obtained feature values are then combined with the ResNet50 deep learning model. Through the adjustment and optimization of model parameters, the accuracy of the recognition process is improved. Finally, experimental results demonstrate that compared with the traditional LBP + Support Vector Machine (SVM) method and the standalone deep learning recognition method, the proposed fusion method achieves higher recognition accuracy.

[Key words] face recognition; deep learning; LBP

引言

局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)作为一种经典的图像纹理特征提取方法,自提出以来在人脸识别领域展现出独特的价值。LBP算法通过比较图像中每个像素点与其邻域像素点的灰度值关系,生成二进制编码^[1],以此来描述图像的局部纹理特征。这种方法具有计算简单、对光照变化具有较好鲁棒性的特点^[2]。

近年来深度学习技术的迅猛发展则为人脸识别带来了革命性的变革,深度学习模型,如卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)^[21],能够自动从大量数据中学习到高度抽象的人脸特征^[3],无需人工手动设计复杂的特征提取器^[4]。将LBP和深度学习相结合,能够充分发挥两者的优势。LBP能够提供具有物理意义且对光照鲁棒的局部纹理特征^[5],为深度学习模型提供更丰富的底层特征信息,而深度学习模型强大的学习能力则可以对这些特征进行更深入的学习和抽象,从而进一步提升人脸识别的准确率。这种结合方式不仅有助于解决单一方法在复杂场景下的局限性,还能对开发更加智能、高效的人脸识别系统奠定坚实基础,具有重要的理论研究意义和实际应用价值。

1 相关理论与系统

1.1 LBP的优势与局限性分析

LBP在人脸识别中具有显著的优势,首先是对光照变化的鲁棒性,LBP算子基于像素间的相对灰度比较,能够在一定程度上克服光照变化对图像的影响^[6]。其次计算简单也是LBP的一大优势,LBP的计算过程主要是比较像素灰度值并进行简单的二进制运算,不需要复杂的数学模型和大量的计算资源,计算效率高^[18]。LBP算子由Ojala于1994年提出,核心思想是通过比较像素与其邻域的灰度值差异,生成二进制编码以表征局部纹理。其计算步骤^[6]为:(1)将人脸图像灰度化,取 3×3 窗口中心像素灰度值 g_c ;(2)将8个邻域像素灰度值 g_i 与 g_c 比较,若 $g_i > g_c$ 则编码为1,否则为0;(3)将8位二进制数转换为十进制数,作为窗口中心像素的LBP值。数学表达式为 $LBP(x,y) = \sum_{i=0}^7 s(g_i - g_c) \times 2^i$,其中

$$s(z) = \begin{cases} 1, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases}。$$

然而, LBP也存在一些局限性, 例如特征维数高, 当采用较大的邻域或较多的采样点时, LBP特征向量的维度会急剧增加^[22]。此外, LBP对姿态变化和表情变化的适应性相对较弱, 当人脸姿态发生较大改变或表情丰富时, LBP提取的纹理特征可能无法准确反映人脸的本质特征, 导致识别性能下降。

1.2 深度学习用于人脸识别的优势

深度学习用于人脸识别具有多方面的优势^[6], 在特征学习方面, 深度学习模型能够自动从大量的人脸数据中学习高度抽象和有效的特征表示, 无需人工手动设计复杂的特征提取器。与传统的人脸识别方法相比, 模型能够更好地捕捉人脸的本质特征, 提高识别的准确率。例如, CNN等模型可以通过多层卷积和池化操作^{[7][8]}, 从人脸图像中提取出从低级到高级的特征, 这些特征能够准确地描述人脸的形状、纹理、表情等信息。即使在复杂的环境下, 也能有效地进行人脸识别。此外, 模型还可以通过不断地优化和调整参数, 适应不同的应用场景和需求, 提高人脸识别系统的性能和效果。

1.3 改进的LBP算法

针对传统LBP算法特征维数高和旋转不变性不足的问题, 提出一种改进思路。在降低特征维数方面, 采用自适应分块策略^[20], 根据人脸图像的结构特点和纹理分布, 动态地调整分块大小。对于纹理复杂的区域, 如眼睛、嘴巴周围, 采用较小的分块尺寸, 以更精细地捕捉局部纹理信息^[23]; 对于纹理相对均匀的区域, 如脸颊部分, 采用较大的分块尺寸, 减少特征计算量^[12]。在计算LBP特征时, 针对传统LBP方法特征冗余问题, 提出对传统的LBP编码进行加权处理^[13]: (1) 计算每个子块的信息熵:

$$H = - \sum_{i=0}^{K-1} p_i \log_2 p_i, \quad (P_i \text{ 为LBP值出现概率}), \quad \text{熵值越高表示纹}$$

理越丰富, 权重越大; (2) 将子块LBP直方图与权重相乘, 突出高信息密度区域(如眼部、鼻部)特征, 该方法可有效降低特征维度, 同时保留85%以上的纹理信息, 随后引入局部邻域的均值和方差信息; (3) 对于邻域内像素值差异较大的区域, 赋予更高的权重, 突出这些区域的纹理特征, 对于邻域内像素值较为相似的区域, 赋予较低的权重, 从而减少冗余特征信息。通过这种方式, 不仅能够降低特征维数, 还能提高特征的区分能力。同时, 为增强旋转不变性, 在计算LBP特征时, 采用多方向采样策略^[14]。传统的LBP算法通常只在固定的8个方向上进行采样, 对旋转变化较为敏感。改进后的算法在半径为R的圆形邻域内, 均匀地选取更多的采样点, 如16个或24个采样点, 增加对不同方向纹理信息的捕捉能力。在得到LBP编码后, 通过循环移位的方式, 找到所有可能的旋转版本, 并取其中的最小值作为最终的LBP编码。这种方法使得LBP特征在图像旋转时保持相对稳定, 提高了算法对旋转变化的鲁棒性。

1.4 深度学习模型构建

ResNet模型是CNN的一种变体, 它通过引入残差连接, 有效地解决了深度神经网络中的梯度消失和梯度爆炸问题, 使得模

型可以构建得更深, 从而学习到更高级的特征^[11]。在人脸识别过程中, ResNet能够更好地捕捉人脸图像的复杂特征, 对不同姿态、表情和光照条件下的人脸具有更强的适应性。因此, 选择ResNet50作为本研究的模型, 它包含了50层网络结构, 通过多个残差块的堆叠, 能够自动学习到人脸图像从低级到高级的特征表示^[15]。在参数调整方面, 对于网络结构, 如卷积核大小、步长和填充方式进行了调整, 减小了部分卷积层的卷积核大小, 从默认的3x3调整为2x2, 以增加模型对细节特征的提取能力。调整了部分池化层的步长, 从默认的2调整为1, 减少采样过程中的信息损失, 采用了相同填充, 使得输入输出特征图大小保持一致, 保留更多的边缘信息, 从而使得ResNet50能够在训练过程中快速收敛, 并且在测试集上表现出较高的准确率和鲁棒性。

1.5 LBP与深度学习融合

融合系统主要包括人脸检测模块、特征提取模块和识别模块。人脸检测模块负责从输入图像或视频流中快速准确地定位人脸的位置, 确定人脸区域的坐标和大小, 为后续的处理提供基础。特征提取模块则分别运用以上提到的改进的LBP算法和深度学习模型对检测到的人脸区域进行特征提取, 获取能够代表人脸身份的特征向量。识别模块将提取到的特征向量与预先存储在数据库中的已知人脸特征进行比对, 通过计算特征之间的相似度^[9]来进行识别。

人脸检测模块主要采用基于Haar级联分类器的方法^[10], 通过训练大量的正样本(含有人脸的图像)和负样本(不包含人脸的图像), 构建一个能够快速判断图像中是否存在人脸的分类器。当输入图像或视频帧进入系统后, 人脸检测模块首先对图像进行灰度化处理, 以简化计算过程。然后, 利用Haar级联分类器在图像中滑动窗口, 对每个窗口内的图像进行分类判断, 若判断为包含人脸, 则记录该窗口的位置和大小, 即得到人脸区域。

特征提取模块在接收到人脸检测模块输出的人脸区域后, 首先运用改进的LBP算法对人脸图像进行处理。通过对图像进行分块, 在每个子块中计算LBP特征, 并根据改进策略对特征进行优化, 得到具有更强鲁棒性和区分性的LBP特征向量。同时, 将人脸图像输入到ResNet50模型中, 经过多层卷积层、池化层和全连接层的运算, 提取出深度学习特征向量。

识别模块将特征提取模块得到的LBP特征向量和深度学习特征向量进行融合, 采用特征拼接或加权融合等方式, 得到综合的特征向量。然后, 将综合特征向量与库中人脸特征向量进行比对, 使用欧氏距离、余弦相似度等度量方法计算特征之间的相似度^[19]。若相似度超过设定的阈值, 则认为检测到的人脸与数据库中的某个人脸匹配, 输出对应的身份信息; 若相似度均低于阈值, 则判定为未识别出的人脸。

2 实验与分析

本实验选用了具有代表性的公开人脸数据集, ORL(Olivetti Research Laboratory)数据集。

ORL数据集由剑桥大学的Olivetti Research Laboratory发布, 包含40个人的400张灰度图像, 每个人有10张不同姿态、表

情和光照条件的图像。图像中包含了多种变化,如表情变化(微笑、不微笑等)、面部细节差异(戴眼镜、不戴眼镜等)和头部姿态变化等。

将本文提出的人脸识别方法与传统的LBP+支持向量机方法^[17]、单独的深度学习(ResNet50)方法在ORL数据集上进行识别准确率对比。得出数据如下表:

方法	样本来源	识别准确率
传统LBP+支持向量机	ORL数据集	83.6%
深度学习(ResNet50)	ORL数据集	86.5%
改进LBP融合ResNet50	ORL数据集	93.1%

在耗时相差不大的情况下,传统LBP+支持向量机方法准确率为83.6%,单独的ResNet50方法准确率为86.5%,采用本文方法时准确率为93.1%。

实验结果表明,本文提出的融合方法在ORL数据集上的识别准确率明显高于传统LBP+支持向量机方法,也优于单独的深度学习(ResNet50)方法。通过将改进的LBP特征与深度学习特征进行融合,充分发挥了两者的优势,既利用了LBP对局部纹理特征的描述能力,又借助了深度学习模型强大的学习能力,从而提高了识别准确率。

3 总结

本文研究了一种融合LBP和深度学习的人脸识别方法,通过将改进的LBP算法与深度学习模型ResNet50相结合,有效提升了人脸识别的准确率。在LBP特征提取优化方面,提出的改进LBP算法,通过自适应分块和加权编码策略,解决了特征冗余问题,同时进一步丰富了纹理信息,提高了特征的表达能力。在深度学习模型构建中,选择ResNet50作为基础模型,并对其参数进行调整优化,使其更适用于人脸识别任务。通过系统各模块的协调调用,将LBP特征与深度学习特征进行有效融合,充分发挥了两者的优势。实验结果表明,该方法在ORL数据集上的识别准确率显著高于传统的LBP+支持向量机方法和单独的深度学习(ResNet50)方法,具有一定的实际应用意义。

福建省中青年教育科研项目资助,项目编号: JAT210321。

[参考文献]

- [1] Prapat R S,Ratnakar D,Kumar R M.LBP and CNN feature fusion for face anti-spoofing[J].Pattern Analysis and Applications,2023,26(2):773-782.
- [2] Kumar A,Sharma G,Pareek R,et al.Performance optimisation of face recognition based on LBP with SVM and random forest classifier[J].International Journal of Biometrics,2023,15(3-4):389-408.
- [3] 肖家峰,邵金鹏,吴昊天,等.基于深度学习的多人脸识别算法[J].湖北理工学院学报,2025,41(04):52-57+92.

[4] 戴思龙,王鹏飞,王晓玲.基于深度学习的人脸去识别化研究综述[J/OL].计算机研究与发展,1-20[2025-08-31].

[5] 靳冲,廖宁,陈怡然.结合深度学习和LBP纹理特征的3D人体姿态估计[J].计算机仿真,2025,42(04):473-477.

[6] Liping Z,Mingwei G,Chun H.Study on face recognition under unconstrained conditions based on LBP and deep learning[J].Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering,2021,21(2):497-508.

[7] 黄燕卿,英红.改进LBP和CNN相结合的疲劳驾驶检测方法[J].桂林电子科技大学学报,2025,45(01):69-75.

[8] 何列峰,陈熙.基于多种改进LBP和Gabor滤波器的人脸识别[J/OL].智能计算机与应用,1-8[2025-08-31].

[9] 边航,刘立成,温艳坤,等.基于中心对称局部二值模式算子和深度信念网络学习的施工现场人员人脸识别[J].轻工科技,2025,41(01):126-129.

[10] 刘春晓,张文豪.基于OpenCV的人脸识别系统的设计与实现[J].现代信息科技,2024,8(14):20-25.

[11] 戚星烁.基于深度学习的人脸表情识别研究[D].长春工业大学,2024.

[12] 褚新建,何丹.基于改进LBP特征的多姿态人脸识别方法[J].长江信息通信,2023,36(10):9-11.

[13] 李根,岳望.复杂光照下LBP人脸识别算法的改进[J].信息与电脑(理论版),2023,35(15):106-109.

[14] 姜煜杰.改进的LBP算法在人脸识别中的研究与应用[J].湖北师范大学学报(自然科学版),2023,43(02):51-59.

[15] 孙春云,李祥祥,孙甜甜.融合LBP和卷积神经网络的摩尔纹检测[J].现代电子技术,2023,46(09):73-77.

[16] 邢雪原.基于局部特征提取的人脸识别方法的优化研究[J].自动化应用,2023,64(07):54-56+60.

[17] 李伟,刘化广.基于LBP算法的SVM煤矸识别[J].黑龙江科技大学学报,2023,33(02):153-158+166.

[18] 徐武,高寒,王欣达,等.基于LBP特征匹配算法的红外人脸图像表情识别技术[J].激光杂志,2023,44(03):158-162.

[19] 冯宇平,逢腾飞,管玉宇.基于LBP特征和权重最优下的CNN人脸表情识别[J].计算机应用与软件,2022,39(12):174-179+218.

[20] 朱强军,许佳炜,王杨,等.基于B-LBP特征和SSA优化SVM的人脸识别算法[J].湖北理工学院学报,2022,38(06):1-5+38.

[21] 王浩.当今人脸识别技术的现状与未来研究方向[J].计算机与数字工程,2021,49(09):1905-1911.

[22] 刘赛.基于改进LBP算子的人脸识别算法研究[D].中国矿业大学,2021.

[23] 娜日苏.基于改进的CS_LBP和LDP特征提取的人脸识别算法研究[D].东北大学,2020.

作者简介:

陈玺铭(1989--),男,汉族,福建福州人,研究生,主要从事计算机与教育整合、动作以及人脸识别研究。