

文章编号: 1004-4353(2022)03-0242-05

基于局部多特征融合的三维人脸识别方法

王金伟¹, 胡步发²

(1. 黎明职业大学 智能制造工程学院, 福建 泉州 362000;

2. 福州大学 机械工程及自动化学院, 福州 350108)

摘要: 为了克服表情变化对三维人脸识别的影响, 提出一种基于局部多特征融合的三维人脸识别方法. 该方法首先根据中心侧影线提取鼻尖点, 并以鼻尖点作为基准点制定窗口; 然后利用形状索引值在窗口内提取关键点, 并计算每个关键点和其区域的多维度特征后将其融合成特征向量; 最后采用相似度匹配方法进行人脸识别, 并以匹配点数最多的特征向量作为最终的识别结果. 实验结果表明, 该方法的识别率达到 97.7%, 且具有较好鲁棒性, 同时优于文献[4]、[6]和文献[7]的方法; 因此, 该方法可为有效解决表情变化对三维人脸识别的影响提供参考.

关键词: 三维人脸识别; 窗口; 关键点; 特征向量

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

3D face recognition method based on local multi-feature fusion

WANG Jinwei¹, HU Bufa²

(1. College of Intelligent Manufacturing Engineering, Liming Vocational University, Quanzhou 362000, China;

2. College of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: In order to overcome the influence of expression changes on 3D face recognition, a 3D face recognition method based on local multi-feature fusion is proposed. Firstly, the method extracts the nose tip according to the center profile line, and uses the nose tip as the reference point to formulate a window; then uses the shape index value to extract key points in the window, and calculates the multi-dimensional features of each key point and its area to fuse them into a Feature vector. Finally, the similarity matching method is used for face recognition, and the feature vector with the most matching points is used as the final recognition result. The experimental results show that the recognition rate of this method reaches 97.7%, and it has good robustness, which is better than the methods in the literature [4], [6] and [7]. Therefore, this method can provide a reference for effectively solving the influence of expression changes on 3D face recognition.

Keywords: 3D face recognition; window; key points; feature vector

0 引言

随着三维数据获取技术的发展, 越来越多的学者致力于三维人脸识别的研究. 目前为止, 相关识别研究虽取得了一些较好的成果, 但仍存在一

些困难, 如在人脸被遮挡和姿态、表情发生变化时^[1]. 为此, 一些学者相继提出了一些解决方案, 如基于深度特征方法、基于全局特征方法、基于局部特征方法等^[2]. 其中, 基于局部特征方法能够较好地解决表情变化的问题, 且对人脸遮挡和姿态

收稿日期: 2022-04-14

基金项目: 黎明职业大学校课题(LZ2019113); 福建省中青年教师教育科研项目(JZ180904)

作者简介: 王金伟(1986—), 男, 硕士, 讲师, 研究方向为机器视觉、模式识别.

变化也具有很好的鲁棒性,因此该方法近年来受到众多学者的关注.2016年,Hariri等^[3]在三维人脸获取关键点及其相应的曲面块后,利用构造的局部协方差矩阵对人脸进行了识别,结果显示该方法对表情和姿态的变化都具有较好的识别率,但构造的局部协方差矩阵对线性相关性要求较高.2017年,郭梦丽等^[4]利用价值轮廓线和平均曲率检测关键点后,再通过构造关键点的局部特征对人脸进行了匹配识别,结果显示该方法对表情变化具有较好的识别率和鲁棒性,但是耗时较长.2017年,Emambakhsh等^[5]以鼻尖点作为基准点提取鼻尖区域的关键点,并通过计算关键点的法向量直方图(将其作为特征)对人脸进行了识别,结果显示该方法对中性表情具有较高的识别率.2018年,Li等^[6]利用能表征人脸表情的多特定曲线特征和最近点迭代算法对人脸进行了匹配识别,结果显示该方法对表情变化具有较好的识别率和鲁棒性,但对姿态的预处理工作有较高的要求,且耗时较长.2020年,张红颖等^[7]通过利用刚性区域的关键点构建局部描述子和提取非刚性区域的4个等间隔测地线环带分别对人脸进行了相似度匹配,并将两个区域的匹配结果进行加权融合后对人脸进行了识别,结果显示该方法在无遮挡的情况下对表情变化具有较好的识别率和鲁棒性.基于以上研究,本文提出一种基于局部多特征融合的三维人脸识别方法,并通过实验验证了该方法的有效性.

1 关键点提取

本文算法采用局部曲率自动提取三维人脸关键点,提取的步骤为:首先通过中心侧影线提取鼻尖点,并以此点作为基准点制定三维人脸图像的鼻翼、内眼角、外眼角、嘴角的相应窗口;然后采用形状索引(shape index)值在窗口内提取各关键点(鼻翼点、内眼角点、外眼角点、嘴角点).

1.1 提取鼻尖点

本文参考Xu等^[8]提取特征点的思路,采用NTFE(nose tip feature extraction)方法提取鼻尖点,即通过人脸中心侧影线提取鼻尖点,如图1所示.提取的具体步骤为:

- 1)根据鼻尖点的几何形状提取人脸凸起的候选集;
- 2)通过人脸的对称性对候选集进行筛选,并建立对称平面;
- 3)将提取到的中心侧影线(对称平面与人脸的交线)放到统一的坐标上;
- 4)在中心侧影线提取鼻尖点.

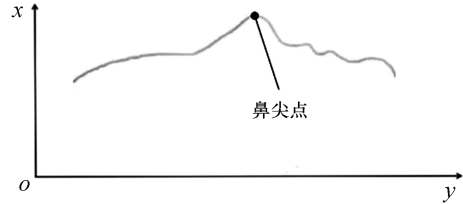


图1 鼻尖点提取示意图

1.2 制定关键点窗口

1)鼻翼点(al-al)窗口.根据鼻尖点(prn)搜索鼻翼点窗口,并以鼻尖点为中心制定一个宽60 mm、高25 mm的窗口,如图2所示.

2)内眼角点(en-en)窗口.以鼻尖点为基准点制定内眼角窗口(见图3),制定方法为:

① 在y轴的垂直方向找出垂直方向的范围:

$$0.126 |prn_y - v_y| \leq y - prn_y \leq 0.570 |prn_y - v_y|,$$

其中 v_y 为三维点位垂直方向上的最高点.

② 在x轴水平方向找出水平方向的范围:

$$al_x^{left} - 0.5 |al_x^{right} - al_x^{left}| \leq x \leq prn_x, \\ prn_x \leq x \leq al_x^{left} + 0.5 |al_x^{right} - al_x^{left}|.$$

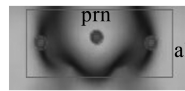


图2 鼻翼点窗口



图3 内眼角窗口

3)外眼角点(ex-ex)窗口.制定外眼角窗口的方法为:

① 分别给出左右外眼角点,以此制定初始位置,分别为:

$$(en_x^{left} - |en_x^{right} - en_x^{left}|, (en_y^{right} + en_y^{left})/2), \\ (en_x^{right} + |en_x^{right} - en_x^{left}|, (en_y^{right} + en_y^{left})/2).$$

② 根据外眼角点制定一个宽45 mm、高45

mm 的窗口,如图 4 所示.

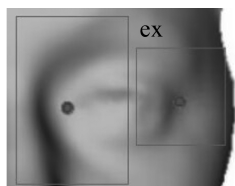


图 4 外眼角点窗口

4) 嘴角点(ch-ch)窗口. 以鼻翼点为基准点制定嘴角窗口(见图 5),其范围为:

$$\begin{aligned} al_x^{\text{left}} - 0.6 |al_x^{\text{right}} - al_x^{\text{left}}| &\leq ch_x^{\text{left}} \leq al_x^{\text{left}}, \\ al_x^{\text{right}} &\leq ch_x^{\text{right}} \leq al_x^{\text{right}} + 0.6 |al_x^{\text{right}} - al_x^{\text{left}}|. \end{aligned}$$

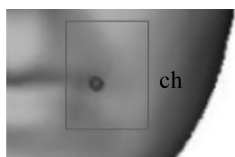


图 5 嘴角点窗口

本文借鉴 Dorai 等提出的形状索引值算法^[9]计算三维人脸关键点窗口内每个点的形状索引值,并根据计算所得值判断关键点. 形状索引值的计算公式为:

$$S(p_i) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \tan^{-1} \frac{k_1(p_i) + k_2(p_i)}{k_1(p_i) - k_2(p_i)}, \quad (1)$$

其中 k_1 和 k_2 分别为最大和最小主曲率. $S(p_i)$ 值越大表示关键点窗口内的每个点的曲面越凸,反之该点的曲面越凹,因此 $S(p_i)$ 值越小该点就可能是关键点. 通过形状索引值在每个窗口内找到的关键点(鼻翼点、内眼角点、外眼角点、嘴角点)如图 6 所示.

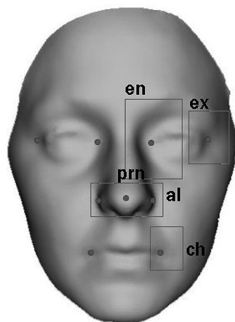


图 6 自动提取的关键点

2 构造局部多特征向量

为了更准确地描述三维人脸的几何信息和空域特征,首先提取 9 个关键点(鼻尖点、左鼻翼点、

右鼻翼点、左内眼角点、右内眼角点、左外眼角点、右外眼角点、左嘴角点、右嘴角点),并以关键点 $p_i (i=1,2,\dots,9)$ 为中心、测地距离 R 为半径提取关键点区域;然后计算每个关键点区域的特征向量,包含形状指数特征 S 、曲率 K 、体积特征 V 、测地距离特征 D 、法向量夹角 θ .

1) 形状指数特征 S 用于描述点云的形态,表示为:

$$S(p_i^j) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \tan^{-1} \frac{k_1(p_i^j) + k_2(p_i^j)}{k_1(p_i^j) - k_2(p_i^j)}, \quad (2)$$

其中 $p_i^j (i=1,2,\dots,9; j=1,2,\dots,k)$ 为第 i 个关键点区域内的 j 点.

2) 曲率 K 用于描述点云在局部表面的曲面特征,表示为:

$$K(p_i^j) = \sqrt{\frac{k_1^2(p_i^j) + k_2^2(p_i^j)}{2}}. \quad (3)$$

3) 体积特征 V 用于描述三维人脸数据分布,表示为:

$$V(p_i^j) = |x_i^j y_i^j z_i^j|. \quad (4)$$

4) 测地距离特征 D 用于描述区域内的点到关键点的测地距离,其对非刚性人脸具有较高的识别率,表示为:

$$D(p_i^j) = \text{dist}(p_i^j, p_i). \quad (5)$$

5) 法向量夹角 θ 用于描述人脸曲面法向量夹角的变化趋势,表示为:

$$\theta(p_i^j) = \arccos(n \cdot n_1), \quad (6)$$

其中 n 为点 p_i^j 处的法向量, n_1 为点 p_i^j 近邻点的法向量.

将各关键点的区域特征融合成多特征向量的表达式为:

$$f_i = [S(p_i^j), K(p_i^j), V(p_i^j), D(p_i^j), \theta(p_i^j)]. \quad (7)$$

根据公式(7)得到的三维人脸图像的特征向量为 $F = [f_1, \dots, f_9]$.

3 三维人脸识别方法

本文通过余弦角相似度法判断两张人脸是否匹配,余弦角的计算方法为:

$$\alpha = \cos^{-1} \frac{\langle F_i, F_j \rangle}{(\|F_i\| \|F_j\|)}, \quad (8)$$

其中 F_i 和 F_j 分别为测试集和训练集中的三维人

脸图像的特征向量,以匹配点数最多的特征向量作为最终的识别结果,具体识别流程如图7所示。

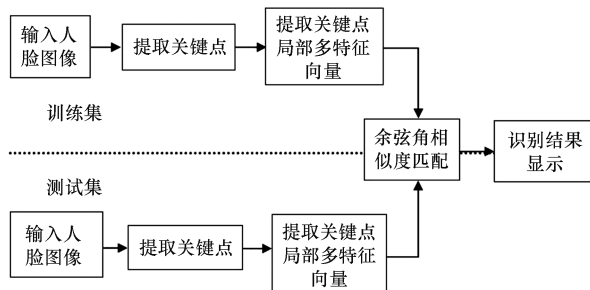


图7 本文方法的人脸识别流程图

4 实验与结果分析

本文采用 Matlab 软件和 i5 CPU、16 G 内存的计算机进行实验,实验数据来源于三维人脸表情数据库 BU-3DFE。该数据库包含 100 个对象(56 个对象为女性、44 个对象为男性),每个对象包含有 25 个人脸表情。25 个人脸表情包括 1 种无表情变化的中性表情和有 4 个强度变化的 6 种表情(愤怒、厌恶、恐惧、高兴、悲伤、惊讶),如图 8 所示。

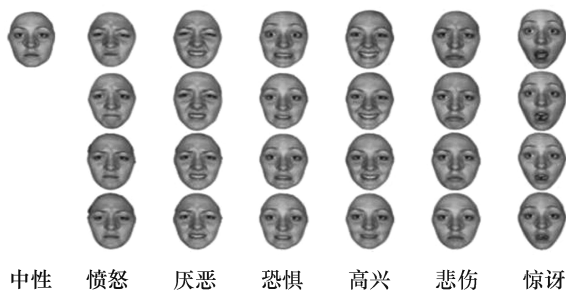


图8 BU-3DFE 数据库示例

选取 40 个对象(20 名女性和 20 名男性)进行试验,将 1000 个人脸模型分成 10 份,并随机轮流将 2 份作为测试集,8 份作为训练集。实验取 5 次实验的平均值作为最终的实验结果。

以关键点 p_i 为中心、测地距离 R 为半径提取局部多特征向量。由于测地距离 R 会直接影响识别率及识别速度,因此本文对不同的测地距离进行了对比。结果显示,当测地距离 $R=20$ mm 时其识别效果相对最好(见表 1),因此本文选取 $R=20$ mm 作为测地距离。

表1 不同 R 值对应的识别率和识别速度

| | 测地距离 R /mm | | | | |
|-------|--------------|------|------|------|------|
| | 10 | 15 | 20 | 25 | 30 |
| 识别率/% | 88.3 | 93.6 | 97.7 | 96.1 | 94.8 |
| 耗时/s | 19.2 | 23.4 | 29.6 | 38.1 | 49.3 |

为了验证本文方法提取局部特征的有效性,将本文方法的提取识别率与文献[10-11]中方法的提取识别率进行了对比,结果见表 2。由表 2 可以看出,本文方法的整体识别率优于文献[10-11]的方法。同时,将本文方法对三维人脸表情的识别率与文献[4]、[6]和文献[7]中方法的识别率也进行了对比,结果见表 2。由表 2 可以看出,本文方法在各表情上都具有较好的识别率和鲁棒性(整体识别率达到 97.7%),且优于文献[4]、[6]和文献[7]的整体识别率。

5 结论

本文提出了一种基于局部多特征融合的三维人脸识别方法,实验表明该方法具有较好的识别率(整体识别率为 97.7%)和鲁棒性,且优于文献[4]、[6]和文献[7]的方法,因此本文方法在三维人脸识别中具有较好的应用价值。本文方法的整体运算耗时相对较长,因此在今后的研究中我们将进一步提高识别效率,以此提高本文方法的适用性。

表2 不同算法的特征提取结果

| 算法 | 特征提取方法 | 数据库 | 中性 | 愤怒 | 厌恶 | 恐惧 | 高兴 | 悲伤 | 惊讶 | 整体 |
|--------|--------|-----------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 文献[10] | 全局特征 | BU-3DFE | 92.0 | 91.0 | 88.0 | 93.0 | 85.0 | 92.0 | 90.1 | 90.2 |
| 文献[11] | 深度特征 | Bosphorus | 97.8 | 94.8 | 98.1 | 89.8 | 99.0 | 90.6 | 93.4 | 94.8 |
| 文献[6] | 局部特征 | BU-3DFE | | 93.3 | 96.5 | 92.8 | 98.0 | 97.3 | 93.8 | 95.3 |
| 文献[4] | 局部特征 | Bosphorus | | 94.4 | 89.9 | 95.7 | 95.7 | 98.5 | 98.6 | 95.8 |
| 文献[7] | 局部特征 | Bosphorus | 100 | 95.7 | 94.1 | 96.8 | 97.5 | 97.7 | 97.1 | 97.0 |
| 本文算法 | 局部特征 | BU-3DFE | 100 | 95.2 | 96.6 | 96.3 | 98.3 | 98.5 | 98.7 | 97.7 |

(下转第 260 页)

参考文献:

- [1] DMITRIENKO É I, DOLINSKII V M, PERTSEV L P, et al. Optimum design of plate heat exchangers [J]. Chemical and Petroleum Engineering, 1985, 21 (7): 314-316.
- [2] TAO X, INFATE FERREIRA C A. Heat transfer and frictional pressure drop during condensation in plate heat exchangers; assessment of correlations and a new method[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2019, 135(6): 996-1012.
- [3] LONGO G A, MANCIN S, RIGHETTI G, et al. HFC404A condensation inside a small brazed plate heat exchanger; comparison with the low GWP substitutes propane and propylene [J]. International Journal of Refrigeration, 2017, 81(9): 41-49.
- [4] LONGO G A, RIGHETTI G, ZILIO C. A new computational procedure for refrigerant condensation inside herringbone-type brazed plate heat exchangers[J]. International Journal of Heat & Mass Transfer, 2015, 82(4): 530-536.
- [5] 邱峰, 谷波, 曾伟平, 等. 基于 R410A 的板式换热器两相仿真计算模型[J]. 制冷学报, 2010, 31(1): 39-44.
- [6] 于改革, 陈永东, 闫永超, 等. PCHE 型混合工质冷凝器热力性能试验研究[J]. 流体机械, 2019, 47(9): 63-66.
- [7] 高建强, 王艳. 基于 BP 神经网络的直接空冷凝汽器换热性能预测[J]. 动力工程学报, 2013, 33(6): 443-447.
- [8] 孙永利, 王华金, 郝丽, 等. 基于神经网络和遗传算法的螺旋折流板换热器性能预测[J]. 化学工业与工程, 2016, 33(4): 49-55.
- [9] PARRALES, HERNÁNDEZ-PÉREZ J A, FLOR-ES O, et al. Heat transfer coefficients analysis in a helical double-pipe evaporator; nusselt number correlations through artificial neural networks[J]. Entropy, 2019, 21(7): 689.
- [10] 全卫国, 曾世超, 李芝翔, 等. 基于 LSTM 的气液两相流液相流量测量方法[J]. 仪表技术与传感器, 2021(11): 94-98.
- [11] 周启超. BP 算法改进及在软件成本估算中的应用[J]. 计算机技术与发展, 2016, 26(2): 195-198.
- [12] 陈晓艳, 张东洋, 苏学斌, 等. 基于改进遗传算法和多目标决策的货位优化策略[J]. 天津科技大学学报, 2020, 35(4): 75-80.
- [13] 朱抗, 杨洪明, 孟科. 基于极限学习机的短期风力发电预测[J]. 电力科学与技术学报, 2019, 34(2): 106-111.
- [14] 于惠鸣, 张智晟, 龚文杰, 等. 基于深度递归神经网络的电力系统短期负荷预测模型[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(1): 112-116.

~~~~~  
(上接第 245 页)

## 参考文献:

- [1] PATIL H, KOTHARI A, BHURCHANDI K. 3D face recognition; features, databases, algorithms and challenges [J]. Artificial Intelligence Review, 2015, 44(3): 393-441.
- [2] 罗常伟, 於俊, 于灵云, 等. 三维人脸识别研究进展综述[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2021, 61(1): 77-88.
- [3] HARIRI W, TABIA H, FARAH N, et al. 3D face recognition using covariance based descriptors[J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 78: 1-7.
- [4] 郭梦丽, 达飞鹏, 邓星, 等. 基于关键点和局部特征的三维人脸识别[J]. 浙江大学学报(工学版), 2017, 51(3): 584-589.
- [5] EMAMBAKHSH M, EVANS A. Nasal patches and curves for expression-robust 3D face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(5): 995-1007.
- [6] LI Y, WANG Y H, LIU J, et al. Expression-insensitive 3D face recognition by the fusion of multiple subject-specific curves[J]. Neurocomputing, 2018, 275: 1295-1307.
- [7] 张红颖, 杨维民, 王汇三. 结合局部关键点集与测地线的三维人脸识别[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(22): 1-8.
- [8] XU C H, WANG Y H, TAN T N, et al. Combining local features for robust nose location in 3D facial data[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27 (13): 1487-1494.
- [9] DORAI C, JAIN A. COSMOS: a representation scheme for 3D free-form objects[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(10): 1115-1130.
- [10] QUAN W, MATUSZEWSKI B J, SHARK L K. Statistical shape modelling for expression-invariant face analysis and recognition[J]. Pattern Analysis and Applications, 2016, 19(3): 765-781.
- [11] HARIRI W, FARAH N, VISHWAKARMAL D K. Deep and shallow covariance feature quantization for 3D facial expression recognition[EB/OL]. (2021-05-12)[2022-02-03]. <https://arxiv.org/abs/2105.05708>.