

基于混合蛙跳算法的长时间跨度人脸识别

李根, 李文辉

(吉林大学 计算机科学与技术学院, 吉林 长春 130012)

摘 要: 面部特征中存在长时间不变特征和短时间不变特征,对两种特征分类,使用长时间不变特征完成长时间跨度人脸识别.首先以最佳覆盖为目标的特征对比方式,代替传统的以最佳划分为目标的特征对比方式,使用混合蛙跳算法实现特征对齐.然后根据时间段和特征值变化度计算每个对齐的特征点的权值和基准特征值,对长时间不变特征与短时间不变特征进行分类.在识别过程中,应用已识别的图像信息更新权值和基准特征值,进行长时间跨度的人脸识别.实验结果表明,该方法可以在以年为时间跨度的人脸识别过程中达到82%的识别率,优于其他算法.

关键词: 计算机应用;混合蛙跳算法;特征对齐;人脸识别;尺度不变特征变换

中图分类号: TP 391.4 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2014)07-0955-05

Long Time Span Face Recognition Based on SFLA

LI Gen, LI Wen-hui

(College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China. Corresponding author: LI Wen-hui, E-mail: liwh@jlu.edu.cn)

Abstract: The long time span invariable feature (LTSIF) and short time span invariable feature (STSIF) exist in face features. A method was proposed to classify the two types of features, then the LTSIF was used to recognize the long time span face image. First, the best-divide method was replaced by the best-coverage method to normalize the features based on shuffled frog leaping algorithm (SFLA). Second, the normalized feature-weight and base-value was calculated by the time span and the feature-variability to classify the LTSIF and STSIF. In the recognition process, the feature-weight and base-value were refreshed with the recognized face image to recognize the long time span face images. The results indicated that over 82% face images can be recognized by the proposed method in years' time span, which was better than other algorithms.

Key words: computer application; SFLA (shuffled frog leaping algorithm); feature normalization; face recognition; SIFT (scale invariant feature transform)

长时间跨度人脸识别一直是人脸识别算法中的难点.人脸的面部特征在短时间段内变化很小,但随着时间跨度的增大,达到几个月甚至几年的情况下,面部特征就会因为变化的积累产生一定程度的较大变化.如皮肤上会出现皱纹、斑痕、胡须、脂肪的增多与减少、皮肤的松紧都会引起面部轮廓和五官位置的一定变化.

当训练时间与识别时间间隔较近时,面部特征变化较小,通过识别算法的鲁棒性可以正常识别.随着时间间隔的加大,特征变化数量达到一定

程度,就会影响到识别算法的辨识能力.这是人脸识别算法普遍存在的问题,即训练图像的有效时间短,导致人脸识别算法在证件年检、嫌犯筛查等场合应用效果不理想.

长时间跨度人脸识别相关研究较少,人脸年龄估计方法^[1-2]以及人脸老化模拟^[3-4]的相关研究说明了在不同年龄段的人脸图像中,仍然具有共同的、可辨识身份的特征.通过提取和比较这种年龄无关的特征,可以完成长时间跨度情况下的人脸识别.

1 长时间跨度下的人脸特征

1.1 特征点对齐

对于姿态和表情相似的人脸图像,大部分识别算法都具有很高的识别率,而当人脸图像的表情或姿态发生变化时,大部分算法的识别率大幅度下降.这是由于姿态及表情变化会使特征点的位置产生一定的偏移,当偏移过大时,仅仅依靠特征对比算法的鲁棒性无法进行识别.

在长时间跨度情况下,面部肌肉以及脂肪的变化都会造成这种特征点偏移,从而影响后续的特征对比,降低算法的识别率.对齐人脸面部重要特征,是提高人脸识别率的重要方法.

1.2 特征点分类

在长时间未见面的情况下,自然人在面对熟悉的人的时候仍具有一定的辨识能力,通过其他沟通手段如声音、行为等进一步确认,便可以识别其身份.而在短时间未见面的情况下,自然人的辨识能力很高,即两人连续每周见面,即使总体持续时间再长,辨识错误的情况也很难发生,这是因为自然人在每次见面的辨识过程中,都对以往的印象进行了修正,使每次辨识过程中的特征变化量减少.

可见,长时间跨度人脸识别是一个渐进的过程,短时间间隔的情况下,两张人脸图像的特征相似度很高,长时间间隔的情况下,两张人脸的特征相似度则变低,时间越长,相似度越低,甚至达到无法辨识,图 1 为 20~30 岁的同一人面部变化.

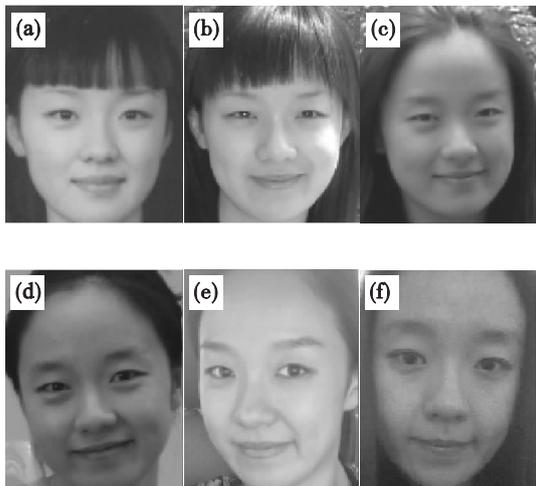


图 1 同人不同年龄图像

Fig. 1 The same person in different ages

(a)—20 岁; (b)—23 岁; (c)—25 岁; (d)—27 岁;
(e)—29 岁; (f)—30 岁.

观察不同年龄段的图像可以得知,随着时间的增加,面部轮廓和面部纹理都会发生一定的变化,如果年龄跨度较大,面部纹理由于皱纹、斑痕、毛发的影响基本不具有相似性,而从整体来看,面部五官等局部特征受面部轮廓和面部纹理的影响较小.

可以得知,人脸面部存在短时间不变特征和长时间不变特征,长时间不变特征是长时间跨度人脸识别中需要识别的特征.长时间不变特征不仅仅存在于面部五官区域,非五官区域也会存在一定的长时间段不变特征,在人脸图像中对短时间不变特征和长时间不变特征进行分类,通过长时间不变特征可以完成长时间跨度人脸识别.

通过特征点对齐,对面部重要的特征点进行对齐后,进行特征点分类,减少特征偏移带来的分类误差.特征点对齐属于人工智能中的无监督分类,是一种求全局最佳覆盖解的方法,本文通过 SFLA^[5]算法完成特征点的对齐.

2 基于 SFLA 的特征点对齐

2.1 SFLA 算法

混合蛙跳算法^[5-7](SFLA)是由 Eusuff 等^[6]于 2003 年提出的一种基于群体智能的后启发式协同搜索算法.蛙跳算法是模拟自然界中青蛙族群觅食时,族群内的个体进行信息交换的过程,混合策略是为了完成各个青蛙族群的信息交换,所以混合蛙跳算法具备局部深度搜索和全局信息交换的特点.

2.2 特征点提取与对比

人脸识别系统中的图像分为采集图像和训练图像,采集图像为采集设备拍摄到的人脸图像,训练图像为已经保存的用来特征对比的图像.人脸特征点对齐即对齐采集图像和训练图像中的特征点.

特征点提取算法采用 SIFT 特征,局部区域的 SIFT 特征^[8]具有平移、旋转、仿射不变性的特点,对于面部局部区域由于肌肉的拉伸产生的偏移具有较强的描述能力.

任意局部特征点为 X ,则采集图像和训练图像中的任意两个特征点具有相似度 I ,相同局部区域的相似度 I 更接近于 1,任意采集图像上的局部特征点在训练图像上会有多个相似度较高的特征点.

传统的识别分类算法以最佳划分为目标,只能用相同区域来对比相似度,而长时间条件下产

生偏移的特征往往不在相同区域内,对识别的准确性会造成很大的影响. SFLA 算法以最佳覆盖为目标,即使存在多个比实际对齐区域相似度高点,也能通过计算全局最佳覆盖而进行准确对齐.

2.3 初始种群设定

首先用训练图像的特征点在采集图像中寻找最优匹配结果,得到每个特征点的位置以及相似度. 对所有特征点以相似度进行排序,构成相似度由高到低有序的初始群体 P , 见式(1).

$$P = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}. \quad (1)$$

其中: N 为特征点总数,由 N 个特征点构成 m 个种群,每个种群 n 个特征点,即 $N = mn$. 其中第一个特征点 X_1 分入第一组,第二个特征点 X_2 分入第二组,第 $n+1$ 个特征点分入第一组,第 $n+2$ 个特征点分入第二组,以此类推,如式(2)所示.

$$M_i = \{X_i, X_{n+i}, X_{2n+i}, \dots, X_{(m-1)n+i}\}, \quad (2)$$

M_i 即为所得的第 i 个种群集合. 相似度最高的 m 个特征点分别分配到了不同的种群中,每个点集合内具有相似度最高的特征点最优解 X_b .

2.4 约束条件下的进化过程

由于人脸面部器官的左右对称性和各个面部器官的对称性,往往一个特征点在人脸面部图像上会有多个相似度较高的特征点. 这导致某个特征点的全局最优解通常不是期望解,对于这种情况,需要在进化过程中进行约束.

人脸面部在不同姿态、表情、年龄的情况下均具有平面分布的特性,如图2所示,不同表情下人脸面部的特征位置相对固定. 特征点 A 周围存在邻域特征点集合 G , 选取特征点 A 周围数量为 k 的邻域特征集合, $k=5$ 如式(3)所示.

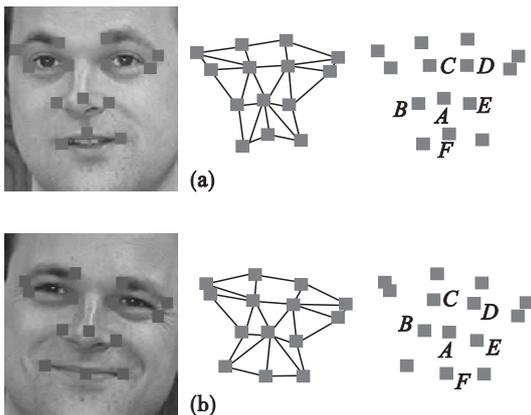


图2 人脸特征点分布关系

Fig. 2 Distribution relationship of face features

(a)—正常表情; (b)—微笑表情.

$$G_A = \{B, C, D, E, F\}. \quad (3)$$

在不同姿态、表情、年龄下,特征点 A 周围仍有特征点 B, C, D, E, F , 特征点 A 存在于邻域特征点集合 G 构成的区域内.

如果特征点 A 不在邻域特征点集合 G 构成的区域内,说明特征点 A 的特征对齐有错误或者置信度较低. 这种情况下,如果特征点 A 不是该种群的最优解,说明该特征点对齐仍未成功,需要在下一次进化中进行重新对齐. 如果该特征点 A 为种群中的最优解,则说明该种群整体匹配错误,应以该特征点的全局最优解代替该特征点的解,在下一次进化中以新的解形成新的种群.

如果特征点 A 满足邻域特征组的条件,则认为特征点对齐成功,在下一次进化中只需要调整该种群内其他特征点. 在调整过程中,如果得到种群内的某一特征点的解优于该种群的最优解的相似度,则在排序过程中由该特征点的解代替种群最优解,并形成新的种群,进入下一次进化.

在每次进化中,种群都按照初始种群设定中的方法重新构成,特征点 A 的邻域特征组也会重新构成. 在 w 次进化后,每个最优解都会成为一个种群中的最优解,这样形成以局部最优解为主的整体最优解,而较优解作为最优解的邻域解集,限定了最优解的范围,避免了特征点脱离原有区域,定位到面部以外或是其他不合理的区域,使进化过程能够智能判断全局最优解和局部最优解哪个更具有合理性,最终实现以所有特征点的最佳覆盖为目标的特征点对齐算法.

2.5 进化过程的终止

当所有种群中的最优解的对应特征点的位置不再变化时,则认为特征对齐成功,这时种群的前 q 个特征点及其对应的特征点为一一对齐后的特征点.

骆剑平等^[9]于2010年采用Markov链模型对SFLA进行分析,证明青蛙种群状态序列是齐次Markov链,算法满足随机搜索算法全局收敛的两个条件,能够保证全局收敛.

每个种群中只有前几个特征点是准确的,相似度不高的解的置信度并不高,但由于约束规则的限定,其期望解在其附近,由于面部特征变化的问题并不能准确定位. 这些相似度不高的解,虽然不能直接进行特征识别,但可以限定最优解的范围,保证了相似度最高的解的准确定位.

在识别过程中,种群的数量 m 决定了置信度较高的特征点数量. 通过SFLA算法的进化,可以得到至少 m 个一一对应的特征点,这些对应的特征点的相似度均值即可作为人脸局部特征的相似

度来进行身份识别.

3 长时间跨度人脸识别

以证件年检为例,时间跨度为一年,在初始登录的过程中保存 3~5 张初始图像作为训练图像,对后续的采集图像进行识别.

在特征对齐过程后,通过对比采集图像与训练图像的特征,可以得到特征点相似度,多个训练图像可以得到多个相似度,对相似度进行均值计算就可以得知该特征点的置信度,如式(4)所示.

$$T = \frac{\sum_0^{u-1} Y_i}{u}. \quad (4)$$

式中: u 为训练图像总数; T 为置信度. 由于训练图像离识别时间越近,特征变化越小,所以改进为以时间差顺序为权值,间隔越近的特征相似度权值越高,如式(5)所示.

$$T = \frac{\sum_0^{u-1} Y_i \times r}{u}, r = f + (1-f) \times \frac{i}{u}. \quad (5)$$

式中: r 为时间顺序权值; f 的取值决定了间隔最大的图像的影响力,正常取值在 0.5 左右.

保留训练图像的特征点的特征值与置信度,选取置信度最高的前 m 个特征点构成训练特征列表. 在识别过程中,首先获得采集图像,应用训练特征列表中的特征值在采集图像中进行特征对齐,如果在对齐后,特征点相似度在进行加权后其相似度仍大于设定阈值 R ,整体特征点均值大于设定阈值 S ,则认为识别成功,采集图像与训练图像为同一人. 这里, $R=0.5$, $S=0.8$.

在识别成功后,将采集图像中的特征值与已有的训练特征列表中的特征值进行比较,如果采集图像的特征值的相似度较大,则用采集图像中的特征代替训练特征列表中的特征值,并重新计算置信度. 由此完成对短时间不变特征与长时间不变特征的重新调整分类. 这种分类过程模拟了人类在识别他人面部时,在短时间间隔内修正面部特征的这一过程.

4 实验结果与分析

4.1 特征点对齐实验

首先对特征点对齐的有效性进行实验,实验采用 Georgia Tech 人脸数据库,该库包含 50 个不同姿态的人脸图像. 测试用本文提出的特征点对齐后的 FN-SIFT (feature normalization SIFT) 算

法、SIFT^[8]算法、LDA^[10]算法、LBP^[11]算法,同一人不同姿态的相似度见表 1,不同人同一姿态相似度如表 2 所示,相似度为每测试组平均值, m 取 20, q 取 40.

表 1 同一人不同姿态相似度

Table 1 The similarity of same person in different posture

测试组	FN-SIFT	SIFT	LDA	LBP
1	0.930 8	0.880 8	0.853 3	0.821 2
2	0.911 1	0.860 1	0.845 8	0.833 3
3	0.943 7	0.892 9	0.847 6	0.828 7
4	0.922 6	0.857 7	0.823 3	0.813 9

表 2 不同人同一姿态相似度

Table 2 The similarity of different person in same posture

测试组	FN-SIFT	SIFT	LDA	LBP
1	0.351 7	0.431 4	0.442 2	0.523 2
2	0.317 6	0.410 9	0.433 1	0.512 2
3	0.329 4	0.393 0	0.451 7	0.536 3
4	0.302 2	0.401 3	0.430 2	0.512 7

从实验结果上可以看出,应用对齐后的 SIFT 特征匹配比未应用的表现得更优秀,不同姿态相互对比相似度更高,而不同人相互对比相似度更低,提高了区分度,可以有效提高人脸识别的精确度,证明了特征对齐的有效性.

4.2 长时间跨度人脸识别实验

对于长跨度人脸识别实验,采用 FG-NET 年龄数据库,测试方法模拟年检系统,选取年龄在 20 岁之上相貌相对比较稳定阶段的照片,按年龄顺序选取前 3 张年龄较小的图片作为训练图像,之后采用本文算法依次对其他年龄段的人脸图像做识别和加权调整运算.

同一人不同年龄测试结果见表 3,不同人不同年龄测试结果见表 4,相似度为每测试组平均值.

表 3 同一人不同年龄相似度

Table 3 The similarity of same person in different age

测试组	识别次数				
	1	2	3	4	5
1	0.852 3	0.856 4	0.859 3	0.858 2	0.861 2
2	0.841 5	0.843 8	0.844 6	0.841 1	0.843 2
3	0.850 2	0.849 1	0.836 5	0.847 7	0.848 1
4	0.862 6	0.854 3	0.857 2	0.856 3	0.842 2

表 4 不同人不同年龄相似度

Table 4 The similarity of different person in different age

测试组	识别次数				
	1	2	3	4	5
1	0.471 2	0.469 8	0.467 1	0.462 5	0.461 9
2	0.482 3	0.493 1	0.491 5	0.482 2	0.493 2
3	0.474 1	0.482 2	0.481 5	0.480 3	0.479 1
4	0.458 9	0.463 1	0.454 7	0.450 1	0.452 9

实验结果说明,对于不同年龄段的图像,本文算法能够保持较高的区分能力,随着识别次数的增多,相似度的值渐渐稳定;而对于不同人,相似度保持稳定并略有降低。

在 FG-NET 人脸库上,本文算法相对其他算法的识别率对比结果见表 5。

表 5 不同算法识别率对比结果

Table 5 Comparisons of recognition rate with different algorithms

FN-SIFT	SIFT	LDA	LBP	%
82.33	74.65	69.26	65.47	

从测试结果上看,SIFT 算法本身具有一定的特征对齐能力,在识别率平均值上高于 LDA 和 LBP 算法。本文提出的基于 SFLA 算法对齐后的 FN-SIFT 算法有效提高了 SIFT 算法的识别率,在 FG-NET 库上,能够达到 82% 的识别率,优于其他算法。

5 结 论

1) 特征对齐方法可以有效去除姿态、表情等干扰因素,提高识别率。

2) 人脸面部存在相当数量的长时间不变特征,可以有效地辨识人脸身份。

3) 本文的基于混合蛙跳算法的人脸识别方法能够有效利用长时间不变特征,对长时间跨度的人脸图像具有较高的识别率。

参考文献:

[1] Kwon Y H, Lobo N D. Age classification from facial images

[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1999, 74 (1): 1-21.

[2] Geng X, Zhou Z H, Smith-Miles K. Automatic age estimation based on facial aging patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29 (12): 2234-2240.

[3] Scherbaum K, Sunkel M, Seidel H P, et al. Prediction of individual non-linear aging trajectories of faces [J]. *Computer Graphics Forum*, 2007, 26 (3): 285-294.

[4] Golovinskiy A, Matusik W, Pfister H, et al. A statistical model for synthesis of detailed facial geometry [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2006, 25 (3): 1025-1034.

[5] 崔文华, 刘晓冰, 王伟, 等. 混合蛙跳算法研究综述 [J]. 控制与决策, 2012, 27 (4): 481-486.

(Cui Wen-hua, Liu Xiao-bing, Wang Wei, et al. Survey on shuffled frog leaping algorithm [J]. *Control and Decision*, 2012, 27 (4): 481-486.)

[6] Eusuff M M, Lansey K E. Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm [J]. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 2003, 129 (3): 210-225.

[7] Yang C S, Chuang L Y, Ke C H, et al. A combination of shuffled frog-leaping algorithm and genetic algorithm for gene selection [J]. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 2008, 12 (3): 218-226.

[8] 李根, 李文辉. 基于尺度不变特征变换的平面旋转人脸检测 [J]. 吉林大学学报: 工学版, 2013, 43 (1): 186-191.

(Li Gen, Li Wen-hui. Face detection under rotation in image plane based on scale invariant feature transform [J]. *Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition*, 2013, 43 (1): 186-191.)

[9] 骆剑平, 李霞, 陈泯融. 混合蛙跳算法的 Markov 模型及其收敛性分析 [J]. 电子学报, 2010, 38 (12): 2875-2880.

(Luo Jian-ping, Li Xia, Chen Min-rong. The Markov model of shuffled frog leaping algorithm and its convergence analysis [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38 (12): 2875-2880.)

[10] Kao W C, Hsu M C, Yang Y Y. Local contrast enhancement and adaptive feature extraction for illumination invariant face recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43 (5): 1736-1747.

[11] Tan X Y, Triggs B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19 (6): 1635-1650.