

基于单演定向幅值模式的复杂光照人脸识别

闫海停, 王玲*, 李昆明, 刘机福

(湖南大学 电气与信息工程学院, 长沙 410082)

(*通信作者电子邮箱 wl_hunu@163.com)

摘要:为了提高在复杂光照下的人脸识别率,提出了一种基于单演定向幅值模式的人脸识别算法。首先,用多尺度的单演滤波器提取图像的单演幅度和方向信息;然后,用一种新的单演定向幅值模式(PMOM)算子将同一尺度下的幅度和相位信息分解为多张定向幅值模式图,再用局部二值模式(LBP)算子提取每一个PMOM模式图的LBP特征图;最后,将每张LBP特征图分块,计算每一块的直方图,并将所有块的直方图串联后作为最终的人脸表示。在CAS-PEAL人脸库和YALE-B人脸库上的实验结果表明,该算法可以显著提高光照变化人脸图像的识率。另外,该算法参数设置简单,而且无需任何训练过程也无需对光照条件进行估计,因而具有简单、通用性好的优点。

关键词:人脸识别;单演滤波;光照;幅值;方向

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A

Face recognition with patterns of monogenic oriented magnitudes under difficult lighting condition

YAN Haiting, WANG Ling*, LI Kunming, LIU Jifu

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha Hunan 410082, China)

Abstract: In order to improve the performance of face recognition under non-uniform illumination conditions, a face recognition method based on Patterns of Monogenic Oriented Magnitudes (PMOM) was proposed. Firstly, multi-scale monogenic filter was used to get monogenic magnitude maps and orientation maps of a face image. Secondly, a new operator named PMOM was proposed to decompose the monogenic orientation and magnitude into several PMOM maps by accumulating local energy along several orientations, then Local Binary Pattern (LBP) was used to get LBP feature map from each PMOM map. Finally, LBP feature maps were divided into several blocks, and the concatenated histogram calculated over each block was used as the face feature. The experimental results on the CAS-PEAL and the YALE-B face databases show that the proposed approach improves the performance significantly for the image face with illumination variations. Other advantages of our approach include its simplicity and generality. Its parameter setting is simple and does not require any training steps or lighting assumption and can be implemented easily.

Key words: face recognition; monogenic filter; lighting; magnitude; orientation

0 引言

在人脸识别的实际应用中,光照变化是影响人脸识别率的一个重要因素。同一个人的人脸图像在光照条件不同时,经过特征提取后的差异甚至要大于不同的人在同一光照条件下的图像差异^[1]。因而,光照问题是人脸识别领域面临的主要难题之一。

目前,在人脸识别中解决光照问题的方法可以分为三类:第一类是基于3D光照模型的方法,如光照锥方法等。然而,为了获取有效的三维模型,此类方法不仅需要充足的训练样本,而且算法复杂度极高,所需运算量对于多数使用系统而言都是难以接受的^[2]。第二类是基于光照补偿的方法,如多尺度的Retinex(Multi-Scale Retinex, MSR)方法^[3]等。这些方法针对特定的图像效果很好,但是处理不同光照图像的能力还是有限,在实际应用中有很大的局限性。第三类是基于光照不变特征的方法,如局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)^[4]、尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature

Transform, SIFT)^[5]等。直接对原图像提取光照不变特征的方法虽然能有效地降低光照的影响,但是对于全黑、高光等极端情况下的图像处理效果并不理想。

Felberg等^[6]于2001年首次提出具有旋转不变性的单演信号(monogenic signal)。文献^[7]将单演滤波后的幅度和方向信息进行组合进而提出了单演局部二值模式(Monogenic Binary Pattern, MBP)。虽然这种建模方法对表情、饰物等变化表现出了很好的识别性能,然而对于光照的变化却不够鲁棒,当光照变化较大时识别性能会迅速下降。Vu等^[8-9]于2010年提出了一种对梯度幅度和梯度方向进行组合的定向边缘幅值模式(Patterns of Oriented Edge Magnitudes, POEM),基于POEM的人脸识别算法在人脸识别中取得了较好的识别效果,而且对于光照变化也同样具有较好的鲁棒性。

受到文献^[8-9]的启发,本文提出了一种结合图像预处理和提取光照不变特征相结合的人脸识别方法。首先提出了一种新的算子——单演定向幅值模式(Patterns of Monogenic Oriented Magnitudes, PMOM)。通过PMOM算子对

收稿日期:2013-03-28;修回日期:2013-05-03。

作者简介:闫海停(1988-),男,河南周口人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别;王玲(1962-),女,湖南长沙人,教授,博士,主要研究方向:通信、网络、语音图像传输处理;李昆明(1988-),男,广东广州人,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理、模式识别;刘机福(1987-),男,湖南新化人,硕士研究生,主要研究方向:嵌入式系统、图像处理。

单演滤波后的单演幅度图和方向图进行分解,并进一步运用 LBP 算子提取 PMOM 模式图中的光照不变特征用于识别。在 CAS-PEAL 和 Yale-B 人脸库上的实验表明本文算法不仅对光照变化具有极好的鲁棒性,而且对于普通光照下的人脸识别同样表现出了较好的识别性能。

1 单演信号理论

具有旋转不变性的单演信号可以理解为通过 Riesz 变换获得的由局部相位、局部方向和局部相位组成的一个框架。近年来,单演信号分析被广泛应用于纹理分析、图像重建等领域并取得了较好的实用效果。

若定义图像坐标 $z = (x, y)$, 则二维空间的 Riesz 变换核为:

$$(h_x, h_y) = \left(\frac{x}{2\pi \|z\|^3}, \frac{y}{2\pi \|z\|^3} \right) \quad (1)$$

设输入图像为 $I(z)$, 则其二维单演信号可以表示为:

$$I_M(z) = (I, I_x, I_y) = (I, h_x * I, h_y * I) \quad (2)$$

$$I = I(z) * F^{-1}(G(\omega)) \quad (3)$$

其中: * 表示卷积运算, F 表示傅里叶变换。 $G(\omega)$ 表示频域的 Log-Gabor 滤波器,其数学表达式为:

$$G(\omega) = \exp\{-[\log(\omega/\omega_0)]^2/2[\log(\sigma/\omega_0)]^2\} \quad (4)$$

$$\omega_0 = (\lambda_{\min} \mu^{s-1})^{-1} \quad (5)$$

其中: ω_0 为中心频率, σ 为带宽尺度因子, λ_{\min} 为最小波长, μ 为波长的倍增系数。单演信号的尺度空间则通过尺度变量 S 实现,则原始信号可由单演幅度 A , 单演方向 θ 和单演相位 P 来描述,其数学表达式分别为:

$$A = \sqrt{I^2 + I_x^2 + I_y^2} \quad (6)$$

$$\theta = \arctan(I_y/I_x), \theta \in [0, \pi) \quad (7)$$

$$P = \frac{-\text{sign}(I_x)}{\arctan 2(\sqrt{(I_x^2 + I_y^2)}/I)}; P \in [0, \pi) \quad (8)$$

一幅图像以及在进行单一尺度下的单演滤波后的局部幅度和局部方向如图 1 所示。

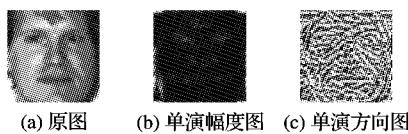


图 1 图像原图及滤波后的幅度和方向图

2 单演定向幅值模式

文献[7]中,MBP 的建模方式是对某个像素点单演滤波后的幅度值进行统一模式的环形 8 点 LBP(Uniform LBP)^[10] 采样,然后将该点的统一模式 LBP 值转化为 6 位二进制数并将其作为 MBP 模式二进制数的低 6 位;将该点的单演方向转化为 2 位二进制数作为 MBP 模式二进制数的高 2 位,最后将串联得到的 8 位二进制数转化为十进制数作为该像素点的 MBP 模式值。很明显,这种建模方式过分强调了单演方向在识别中的权重,而且对方向的采样仅局限于某一点的局部方向,并没有考虑该点邻域内的单演方向分布,因此 MBP 在光照变化较大时识别效果并不理想。文献[8]中提出了一种针对梯度方向和梯度幅值的 POEM 算子。这种算子在人脸识别中表现了极好的性能,因而本文将单演滤波后的幅度和方向图进行与 POEM 相似的处理,进而提出单演定向幅值模式(PMOM)。

PMOM 算子对单演方向和单演幅度进行组合的方式为:

首先将处于 $[0^\circ, 180^\circ)$ 内的单演方向角量化为 K 个区间,则每个像素点的单演方向都可以用 1 到 K 之间的一个数来表示。然后对于图像中的像素点 P ,以 P 为中心分别在同一尺度下的单演幅度图 A_s 和经过量化处理的单演方向图中选取一个 $b \times b$ 大小的方块,本文中称之为“元胞”,接着在方向图中的元胞内以对同一方向的点所对应的幅值进行累加,并将某个方向上的幅度最终累加值作为该点在这个方向子图中的 PMOM 表示。对图像中每个点的单演幅度图和单演方向图按照这种方式处理,则同一尺度下的单演方向图和幅度图最终可以分解为 K 个方向上的子图。PMOM 具体计算方法如式(9)所示:

$$PMOM_s^i(P) = \sum A_s(P_{\text{cell}}); q(\theta_s(P_{\text{cell}})) = i; \quad i = 1, 2, \dots, K \quad (9)$$

其中 $PMOM_s^i(P)$ 表示对尺度 S 下单演滤波后的单演方向和单演幅度运用 PMOM 算子后像素点 P 在第 i 个方向上(即第 i 个子图中)的单演定向幅值模式值; K 表示对方向角量化的区间个数; A_s 表示 S 尺度单演滤波后的幅度图; $A_s(P_{\text{cell}})$ 表示幅度图中以 P 为中心的元胞内的每一点的幅度值; $\theta_s(P_{\text{cell}})$ 表示与 A_s 中元胞位置相对应的方向图中的元胞; $q(\cdot)$ 为方向的量化算子,其表达式如式(10)所示:

$$q(\varphi) = i; \frac{180 * (i - 1)}{K} \leq \varphi < \frac{180 * i}{K}; i = 1, 2, \dots, K \quad (10)$$

其中: φ 表示方向角, K 表示量化级别。

图 2 以采取 3 级量化 ($K = 3$),元胞取 3×3 大小为例说明了对某一点(灰色标注处像素点)运用 PMOM 算子的情况。其中单演方向是用量化算子进行 3 级量化处理后的值, $PMOM_s^1$ 表示尺度 S 滤波器下产生的单演幅度图和方向图运用 PMOM 算子后分解出的方向为 1 的子图中的该点 PMOM 模式值, $PMOM_s^2$ 和 $PMOM_s^3$ 分别为该点在方向为 2 和 3 的子图中的模式值。

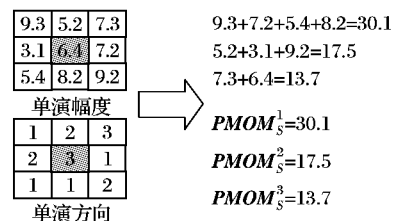


图 2 PMOM 算子对某点的方向和幅度进行分解示意图

由 PMOM 对方向角和幅度的分解过程可看出,PMOM 模式图是具有方向性的模式图,由于方向的量化级别是可以变化的,因此可以用不同的方向精度捕捉到图像在任意方向上的特征。另外,某个像素点的 PMOM 模式值由其本身的幅度和方向以及其邻域内若干个像素点的幅度和方向共同决定,因此 PMOM 算子可以捕捉到某一点的局部和全局信息,这使得对于外界变化尤其是由于光照而引起的图像局部变化更加鲁棒。

3 基于单演定向幅值模式的人脸识别

对于一幅人脸图片,首先进行多尺度的单演滤波,然后对每种尺度下的幅度和方向角运用 PMOM 算子进行分解,则每个尺度下的单演幅度和方向根据方向的量化级别不同可以分解为若干张不同方向上的 PMOM 模式图。其次用统一模式 LBP 算子提取每张 PMOM 图的纹理信息,然后对每张模式图

进行分块,提取直方图并且串联。最后将 S 个尺度下的所有图片的直方图特征串联作为人脸的最终特征。

本文算法用最近邻分类器进行人脸匹配,人脸图片之间的相似度通过直方图交的方式来衡量。若两幅图片的直方图特征向量分别为 H_1, H_2 , 则两个图片间的相似度可由式(11)表示:

$$Sim(H_1, H_2) = \sum_r \min(H_1(r), H_2(r)) \quad (11)$$

综上,本文算法具体步骤如下:

- 1) 对人脸图像进行 S 种尺度的单演滤波。
- 2) 对每种尺度滤波后产生的单演局部幅度 A_s 和单演局部相位 θ_s 运用 PMOM 算子进行分解,得到 $S \times K$ (K 为局部方向量化级别)幅 PMOM 模式图。
- 3) 对产生的每一幅 PMOM 图运用统一模式 LBP 算子提取每一幅 PMOM 图的纹理信息。
- 4) 将同一张人脸图像产生的 $S \times K$ 张 LBP 特征图分别分块,提取每一块的直方图特征并串联作为最终的人脸表示。
- 5) 运用直方图交衡量不同人脸图像特征之间的相似度,并用最近邻分类器进行人脸匹配。

4 实验结果及分析

本文实验使用中国科学院 CAS-PEAL 人脸库和 YALE-B 人脸库作为实验数据。仿真实验环境为 Matlab7.0, 计算机配置为:32 位 Windows XP 系统, Pentium 双核 2.60 GHz, 2 GB 内存。

CAS-PEAL 人脸库共包含 1040 个人的 30900 张图片,分为正面图像子库和姿态人脸子库。正面人脸子库又被分为表情变化、光照变化、饰物变化、背景变化、距离变化和时间跨度变化 6 个子集。其中,光照子集有 233 个人的 2243 张图片,每个人有 9~30 幅图片,包含了 9 种以上的光照变化,是一个极具挑战性的子集。原库中图像较大,实验中所有图片均根据人脸的双眼坐标按照一定的规格裁剪为 100×100 像素。图 3 为裁剪后的同一个人的部分图片。



图 3 CAS-PEAL 人脸库光照子集部分图片

首先探讨本文方法中参数对识别率的影响。本文方法中的主要参数为方向角的量化级别 K 和 PMOM 算子中的“元胞”的大小。因而在固定图像分块方式为 8×8 (64 块), 分别测试了在量化级别 $K=2, 3, 4, 5$ 时, PMOM 算子中“元胞”大小分别为 $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7, 9 \times 9, 11 \times 11$ 的情况下本文算法在 CAS-PEAL 光照子集上的识别率, 其识别率曲线如图 4 所示。其中单演滤波器的参数设置为: $\lambda_{\min} = 4, \mu = 1.7, \sigma/\omega_0 = 0.65, S = 3$ 。LBP 算子采用半径为 3 的环形 8 点统一模式采样。

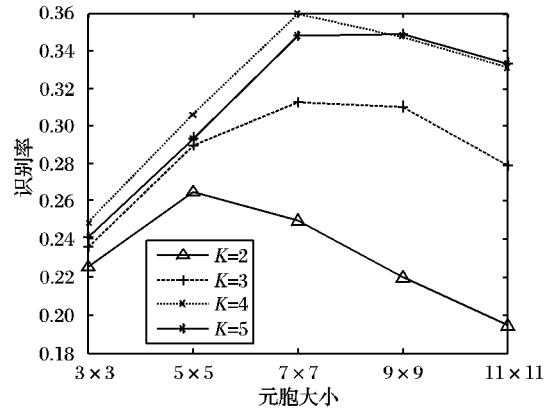


图 4 不同量化级别及元胞大小时本文算法识别率曲线

由图 4 可看出,当量化级别过多或过少时本文算法对光照的鲁棒性均会出现不同程度的下降。同时,当量化级别增加时,分解出的 PMOM 模式图也会随之增加,并导致最终的特征长度迅速增加,不利于存储和人脸匹配。由识别率曲线可以看出,当采取 4 级量化且元胞大小为 7×7 时,本文算法取得最佳效果,因此其余实验中,本文算法均采用 4 级量化,元胞大小设置为 7×7 。

为了评价本文算法的有效性,首先在 CAS-PEAL 正面人脸库的 6 个子集上分别测试了本文算法和 MBP 的识别率。同时为了进行对比,本文同时列举了文献[11]中测试的 LBP、LPQ^[12]、GGPP^[13]、LDP^[14]、LDN^[11] 5 种方法在 CAS-PEAL 人脸库各子集上的识别率(文献[11]中对人脸库中图像的裁剪方式与本文完全相同)。其中 MBP 同样采用 3 种尺度的单演滤波,滤波器参数设置与 PMOM 中滤波器参数设置完全相同,且所有算法均采用 10×10 的分块方式。各算法的识别率如表 1 所示。

表 1 CAS-PEAL 人脸库各种算法识别率

算法	饰物	年龄	背景	距离	表情	光照
LBP 算法	0.7506	0.8939	0.9873	0.9745	0.8745	0.1462
LPQ 算法	0.8118	0.8788	0.9946	0.9709	0.8846	0.2109
GGPP 算法	0.8276	0.9697	0.9729	0.9745	0.8777	0.3085
LDP 算法	0.7821	0.9091	0.9964	0.9673	0.8758	0.1783
LDN 算法	0.8000	0.9545	0.9783	0.9818	0.8420	0.2799
MBP 算法	0.8648	1.0000	0.9837	0.9855	0.9025	0.2274
本文算法	0.8665	0.9745	0.9837	0.9891	0.8994	0.4012

由表 1 可以看出,本文用 PMOM 对单演幅度和方向进行分解的方法在光照子集上的识别率远远高于 MBP 以及其他几种方法,说明了本文方法提取的特征对于光照变化具有较好的鲁棒性。同时,本文算法在另外几个非光照子集上同样表现出了较好的识别性能。在饰物和距离两个子集上,本文算法识别率是几种算法里识别率最高的;在年龄、背景和表情三个子集上同样取得了较高的识别率,充分说明了本文算法的有效性。另外,为了分析本文算法的复杂度,随机选取光照子集中的 1000 张图片作为测试集,分别计算了 LBP、GGPP、MBP,以及本文算法在 10×10 分块时对一幅样本完成测试所用的平均时间以及每种算法的特征长度。各算法平均时间及特征长度如表 2 所示。

由表 2 可以看出,本文算法虽然对方向分解后会使得模式图数目增加,但是其特征长度仍小于 MBP,更远远小于 GGPP。本文算法时间复杂度稍大于 MBP,但是与传统的 GGPP 相比,仍然具有极大的优势,因而本文算法并没有因模

式图数目增多而导致计算量过度增加,比传统的基于 Gabor 的 GGPP 算法显著地降低了时间和空间复杂度。

表 2 几种算法特征长度及平均时间

算法	特征长度	平均时间/s	算法	特征长度	平均时间/s
LBP 算法	5900	0.32	MBP 算法	75600	1.95
GGPP 算法	128000	4.92	本文算法	70800	2.18

为了进一步验证本文算法在复杂光照变化下人脸的识别性能,在 YALE-B 人脸库上进行实验。YALE-B 人脸库是光照和姿态变化的典型人脸数据库,共包括 10 人,每人 576 种条件(9 种姿态 × (64 种光照))下的共 5760 幅图片,由于本文只研究算法对人脸的光照变化的识别性能。所以在实验中只使用正面姿态下的人脸图像,同时对人脸图像按照入射光线角度不同分为 5 个子集:子集 1 入射光线的角度为 0° ~ 12°;子集 2 入射光线角度为 13° ~ 25°;子集 3 入射光线角度为:26° ~ 50°子集 4 入射角度为 51° ~ 77°;子集 5 入射光线角度大于 77°。原始图像尺寸为 640 × 480 像素,在实验中,所有图像被人工裁剪只包括脸部区域的 192 × 168 像素,图 5 为裁剪后的同一个人不同子集中的部分图片。



图 5 YALE-B 人脸库部分图片

在 YALE-B 上的实验均选取子集 1 作为注册集,子集 2 ~ 5 分别作为测试集。为了进行比较,本文同时列举了另外几种算法 LBP、MBP、WIIP^[15]、SQI^[16] 和 LTV^[17] 和 WTD^[18] 在 YALE-B 中的实验结果。其中,LBP、MBP 和本文算法均采用 10 × 10 分块,单演滤波器和 LBP 参数与 CAS-PEAL 实验时设置完全相同。各算法识别率如表 3 所示。

表 3 在 YALE-B 人脸库上各算法识别率

算法	子集 2	子集 3	子集 4	子集 5
LBP 算法	0.9833	0.9917	0.8214	0.4737
MBP 算法	1.0000	1.0000	0.9230	0.8526
WIIP 算法	0.9500	0.9920	0.9140	0.9110
SQI 算法	1.0000	0.9667	0.9429	0.9211
LTV 算法	1.0000	0.9917	0.9786	0.9579
WTD 算法	1.0000	1.0000	0.9857	0.9530
本文算法	1.0000	1.0000	0.9929	0.9793

由表 2 可以看出,本文算法在光照变化较小的子集 2 和子集 3 两个子集上的识别率均为 100%,在光照变化较大的子集 4 和子集 5 两个子集分别达到了 99.29% 和 97.93% 的识别率,远远高于 LBP 和 MBP,并且也高于针对复杂光照变化的 WIIP、SQI、LTV 和 WTD 等算法,说明了本文算法对光照变化的鲁棒性。

5 结语

针对光照对人脸识别影响较大的问题,提出了一种基于单演定向幅值模式 (PMOM) 的人脸识别方法。该算法在 CAS-PEAL 不同类型的图像子集以及 YALE-B 光照人脸库上均取得了较高的识别率。本文算法实现简单,且与传统的基于 Gabor 滤波的方法相比可有效降低计算复杂度。

参考文献:

- [1] ANINI Y, MOSES Y, ULLMAN S. Face recognition: the problem of compensation for changes illumination direction [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 721 - 732.
- [2] GEORGHIADES A S, BELHUMEUR P N, JACOBS D W. From few to many: illumination cone models for face recognition under variable illumination and pose [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(6): 643 - 660.
- [3] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODDELL G A. A multiscale Retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(7): 965 - 976.
- [4] AHONEN T, HADID A, PIETIKAINEN M. Face description with local binary patterns: application to face recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12): 2037 - 2041.
- [5] PENEV P S, ATICK J J. Local feature analysis: a general statistical theory for object representation [J]. Network: Computation in Neural Systems, 1996, 7(3): 477 - 500.
- [6] FELSBURG M, SOMMER G. The monogenic signal [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49(12): 3136 - 3144.
- [7] YANG M, ZHANG L, ZHANG L, et al. Monogenic Binary Pattern (MBP): a novel feature extraction and representation model for face recognition [C] // Proceedings of the 20th IEEE International Conference on Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010: 2680 - 2683.
- [8] VU N S, CAPLIER A. Face recognition with patterns of oriented edge magnitudes [J]. Computer Vision - ECCV 2010, LNCS 6311. Berlin: Springer, 2010: 313 - 326.
- [9] VU N-S. Exploring patterns of gradient orientations and magnitudes for face recognition [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2013, 8(2): 295 - 304.
- [10] TIMO O, PIETIKAINEN M. Multi-resolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971 - 987.
- [11] RIVERA A R, CASTILLO J R. Local directional number pattern for face analysis: face and expression recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 22(5): 1740 - 1752.
- [12] CHAN C H, KITTLER J, POH N, et al. (Multiscale) local phase quantisation histogram discriminant analysis with score normalisation for robust face recognition [C] // Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 633 - 640.
- [13] CHANG Z B, GUANG S S, LIN C X, et al. Histogram of Gabor Phase Patterns (HGPP): a novel object representation approach for face recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(1): 57 - 68.

域随机选取 8 个特征点,共计 200 个特征点,并计算它们的 ORB 特征。在连续帧上计算采样点的 $N = 5$ 层的稀疏型金字塔 Lucas-Kanade 光流特征。根据特征点的前一后向误差,得到相对准确匹配的特征点。计算它们的运动幅度与方向,统计它们所在帧的全局运动参数。在本实验中,设置运动幅度下限阈值 $T_{\min} = 3$,运动熵下限阈值 $E_{\min} = 0.2$ 。

1) 当连续帧之间的运动幅度小于 T_{\min} 时,这属于摄像头的实际成像误差范围内,认为连续帧处于正常情况。统计视频片段中此类情况的次数 $count$ 。如果 $count$ 达到视频片段总帧数的一定比例(在本实验中,比例为 70%),视频无抖动现象。

2) 当连续帧之间的运动幅度大于 T_{\min} 时,统计视频片段内连续帧的运动熵。熵值越大代表运动越无规律。当运动熵大于阈值 E_{\min} 时,视频片段发生了抖动,否则视为正常。

在实验数据集上与相关算法:灰度投影法^[4]和文献[7]算法对检测性能(正确率 Accuracy、误报率(False Negative, FN)、漏报率(False Positive, FP))和平均单帧运行时间(T_pF)进行了比较。

$$\begin{cases} Accuracy = \frac{|P_c \cap P| + |N_c \cap N|}{|P| + |N|} \\ FN = \frac{|N_c \cap P|}{|P|} \\ FP = \frac{|P_c \cap N|}{|N|} \end{cases} \quad (6)$$

其中: P_c, N_c 分别表示算法预测判断后正常视频子集、发生抖动异常视频子集; P, N 表示测试样本真实正常视频子集、真实抖动异常视频子集; $|\cdot|$ 表示集合大小。具体的结果如表 1 所示。

表 1 不同算法的实验比较

算法	Accuracy/%	FN/%	FP/%	平均单帧时间/ms
灰度投影法 ^[4]	86	6	25	40
文献[7]算法	90	3	20	80
本文算法	92	3	15	50

通过表 1 可以看出,本文算法在正确率、误报率和漏报率上具有良好的表现,并且算法速率满足实时性要求。

3 结语

本文针对视频监控故障智能诊断系统中画面抖动检测问题,提出了一种实时性良好、检测精度高的有效算法。算法采用稀疏型金字塔式光流特征,可以大大减少光流特征的计算

量;同时融合局部兴趣点匹配策略,利用前-后向误差为参考依据,能够获取有效正确匹配的特征点,在一定程度上综合了光流法与特征匹配法的优点,有利于减少大位移抖动的影响,提高后续统计的可信度;采用运动熵来衡量运动的混乱程度,可以简单有效地判断抖动的发生。在实际的监控录像数据集上对算法进行了测试与比较,实验结果表明,本文算法能够满足实际工作的需求。

参考文献:

- [1] HUANG S C. An advanced motion detection algorithm with video quality analysis for video surveillance systems[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2011, 21(1): 1-14.
- [2] LESZCZUK M, ROMANIAK P, JANOWSKI L. Quality assessment in video surveillance[EB/OL]. [2013-01-20]. <http://www.intechopen.com/books/recent-developments-in-video-surveillance/quality-assessment-in-video-surveillance>.
- [3] 张森. 视频稳像技术研究[D]. 上海:上海交通大学, 2011.
- [4] 欧阳伟. 基于图像分析的监控视频图像异常诊断系统的研究与实现[D]. 武汉:华中师范大学, 2012.
- [5] 徐理东, 林行刚. 视频抖动矫正中全局运动参数的估计[J]. 清华大学学报:自然科学版, 2007, 47(1):92-95.
- [6] HU R, SHI R J, SHEN F, et al. Video stabilization using scale-invariant feature[C]// Proceedings of the 11th International Conference Information Visualization. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2007: 871-877.
- [7] 北京文安科技发展有限公司. 一种视频质量诊断系统及其实现方法: 中国, 201110053434. 4[P]. 2011-09-07.
- [8] 彭艺, 叶齐祥, 黄钧, 等. 一种内容完整的视频稳定算法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(9):1384-1390.
- [9] BOUGUET J Y. Pyramidal implementation of the Lucas Kanade feature tracker description of the algorithm[R/OL]. [2013-01-21]. http://robots.stanford.edu/cs223b04/algo_tracking.pdf.
- [10] SHI J B, TOMASI C. Good features to track[C]// Proceedings of the 1994 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1994: 593-600.
- [11] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]// Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2011:2564-2571.
- [12] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Forward-backward error: automatic detection of tracking failures[EB/OL]. [2013-01-22]. <http://wendang.baidu.com/view/e5394073a417866fb84a8e1f.html>.

(上接第 2881 页)

- [14] JABID T, KABIR M H, CHAE O. Local Directional Pattern (LDP) for face recognition[C]// Proceedings of 2010 Digest of Technical Papers International Conference on Consumer Electronics. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010: 329-330.
- [15] GOH Y Z, TEOH A B J, GOH M K O. Wavelet based illumination invariant preprocessing in face recognition[C]// Proceedings of 2008 Congress on Image and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2008: 421-425.
- [16] WANG H T, LI S Z, WANG Y S. Face recognition under varying lighting conditions using self quotient image[C]// Proceedings of

the 6th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2004:819-824.

- [17] CHEN T, YIN W T, ZHOU X S, et al. Total variation models for variable lighting face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(9):1519-1524.
- [18] 曹雪, 余立功, 杨静宇. 基于小波变换和去噪模型的光照不变人脸识别[J]. 计算机应用, 2011, 31(8):2126-2129.