

基于立体视觉的三维人脸识别

3D Face Recognition Based on a Stereo Vision System

文 雅 朱玉文 贾云得

(北京理工大学计算机科学与工程系 北京100081)

Abstract In this paper, we present a human face recognition method based on 3D information which is obtained by our stereo vision system. Compared with gray level features, 3D features of human faces are more robust to changes in illumination, rotation, background and expression etc. Experimental results show that our approach performs efficiently and reliably.

Keywords Stereo vision, Face recognition, ICP, k-d tree

1. 引言

近年来生物特征在安全领域的应用越来越受到重视,人脸识别即为其中一个重要分支。迄今为止,人们已经提出了多种人脸识别的算法^[1,2],大多数算法是针对二维图像设计的,具有识别速度快、方法直观的特点。存在的问题是很难克服光照、背景及表情等因素的干扰。本文尝试通过人脸的三维数据匹配进行人脸识别,以提高识别的可靠性。由于实验设备、速度及特征提取等多方面因素的影响,关于人脸三维识别的研究工作相对较少。Gordon^[3]利用人脸深度图计算出人脸表面曲线的曲率分布并进行分析,得到人脸各个器官的位置及相关几何特征;Beumier 和 Acheroy^[4]通过对人脸投影结构光提取人脸的三维信息,将人脸侧面轮廓曲线与人脸中线附近区域的灰度分布相结合作为识别特征。我们利用人脸的三维稠密数据同人脸三维模型进行匹配来实现人脸的识别,取得了满意的效果。

2. 三维数据获取及人脸库的建立

实验中采用的立体视觉系统如图1所示,是一套多基线成像系统。为了增强人脸的纹理信息,我们使用特制光源向人脸目投影条纹模式,如图2所示,条纹特征有利于实现对应特征点共轭对的求解,以恢复人脸的稠密深度图。

为验证实验结果,需要一定数量的实验样本。实验中将恢复出的人脸三角网面数据文件作为实验样本,建立了一个由大约二十人组成的三维人脸库,其中每人约4个样本、至少有一个带有非夸张性的表情,并且人脸正面最多有约10度的偏转。对库中的每个人选取一张不带表情的正面样本作为目标样本,其它作为测试样本。由于对每个样本(包括目标样本),均可通过再加工得到不同旋转角度、不同网面覆盖的新的测试样本,因此上述人脸库足够保证本

实验的需要。

3. 三维人脸的匹配

利用立体视觉算法恢复出的样本可能在某些部分出现残缺,这种情况下要实现正确匹配,关键是对目标样本与测试样本进行精确定位。我们采用了ICP方法解决这一问题。

3.1 改进的ICP方法

实验中改进了Turk的ICP方法^[5]以实现样本的精确定位和匹配。对于设定迭代次数为N的ICP算法,具体步骤如下:

①粗略对准两个网面,以便为网面B上的每个顶点 B_i 在网面A上找寻最近的顶点位置 A_i ;



图1



图2

②先在A上寻找与 B_i 相似的顶点 A_i ,即两个顶点的距离接近,并且其法向量相差无几(顶点法向量是该顶点相邻接的三角形面法向量的均值)。若找到满足条件的顶点 A_i ,说明在 B_i 附近有对应点;否则, B_i 没有对应点,转第⑤步;

③在与顶点 A_i 邻接的边上进一步求解精确的对应点位置 A'_i ,若距离足够精确,记录该点,转第⑤

步;

④在新位置 A_i' 所在边的相邻接三角形中, 计算三角形面内与 B_i 更近的位置 A_i' , 若距离足够精确, 记录该点;

⑤若网面 B 上还有点未处理, 则进行下一个点, 转到①; 否则往下进入第⑥步;

⑥去除间距特别大的或者有顶点位于网面边界上的对应点对;

⑦记录对应点对之间的误差值, 用确定下来的对应点对计算出一个刚体变换, 求出网面 A 变换后的值 A' ;

⑧在 A' 上依照①~⑥步选择 B 上每个顶点的对应点, 并把在 A' 上找到的所有对应点反刚体变换成 A 上的点, 即得到新的 A 与 B 的对应点对, 重复做⑦⑧步骤 N 次;

⑨在上述 $N+1$ 个(包含一次初值)误差值中找到最小的, 若初值最小, 则证明无法找到更好的匹配结果, 匹配过程结束; 否则把相应的刚体变换作为本次迭代过程的最终结果。

匹配之初, 可利用网面中心进行粗略对准; 若人脸样本的空间位置比较相近, 则可直接对其应用 ICP 方法。

以上过程还涉及另外两个主要算法: 寻找样本间对应点; 通过对应点计算相应的刚体变换, 使点之间的误差趋向最小。

3.2 对应点的查找

我们尝试了两种算法寻找样本间的对应点。一是利用哈希表进行查找, 另一种是 k - d 树(k -dimensional tree)查找。匹配前先利用网面上各点的三维坐标值建立哈希表或 k - d 树, 以便在匹配过程中根据某种数据结构进行对应点的查找, 点的法线方向作为衡量相似性的依据。为保证准确性, 在利用哈希表或 k - d 树寻找到初始对应点后, 需要再对该点周围的小片区域进行二次查找, 确定是否存在更好的匹配以作为本次查找的最终对应点。

3.3 刚体变换

实验中首先利用最大似然估计(maximum likelihood estimation, 简称 M 估计法)建立有效的误差估计函数(该函数与网面位置有关), 再通过计算, 即可得到有效的、使函数在梯度方向上递减的刚体变换, 从而达到减小误差的目的。

实验参考 Wheeler^[6]论文中提到的方法, 建立

误差估计函数如下: $E(p) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \rho(z_i(p))$ 。其中 N 为本次寻找到的对应点的个数; p 是一个位置相关变量, 与旋转变换 R 和平移变换 t 有关; z 表示对应点间的误差 $z_i(p) = \|R(q)x_i + t - y_i\|^2$; $\rho(z)$ 为误差 z 的函数, $\rho(z) = \omega(z) \times z^2$; $\omega(z)$ 可看作有关变量 z

的误差分布的权值; 实验中对 $\omega(z)$ 应用了 Lorentz 函数, 即 $\omega(z) = \frac{1}{(1 + \frac{1}{2}(\frac{z}{\sigma})^2)}$, 实验证明使用

Lorentz 函数可令函数 $E(p)$ 出现较少的局部最小值, 更有利于函数的有效收敛。

利用上述函数及梯度定义, 寻找刚体变换的过程可以表述为: 为函数 $E(p)$ 寻找一个 λ , 使得 $E(p + \lambda dp)$ 最小, 其中 $dp = -\nabla E(p)$ 。

通过计算可得 $dp = -\frac{\partial E}{\partial p} = -\frac{1}{N} \sum_i \omega(z_i) z_i \frac{\partial z_i}{\partial p}$,

$$\text{其中 } \frac{\partial z}{\partial p} = \begin{bmatrix} \frac{\partial z}{\partial R} \\ \frac{\partial z}{\partial t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4x \times (t-y) \\ 2(x+t-y) \end{bmatrix}.$$

4. 实验结果与讨论

4.1 对实验方法的讨论

实验发现, 与哈希表方法相比, 基于网面上点的绝对位置建立的 k - d 树找点的效率较差。但对于将目标样本进行手工变换后与原样本的匹配, 利用点的相对位置建立的 k - d 树却可令匹配效率大大提高。由此推测, 对于不同的样本, 若能在匹配前预先测定其主要特征(如鼻尖、人脸中线等), 并据此建立与各点在网面上所处的相对位置有关的 k - d 树, 不仅能节约每次迭代重建 k - d 树的时间, 还可以进一步提高找点的准确性。

对刚体变换, 直接按梯度算法中的 $E(p + \lambda dp)$ 运算结果很难收敛。原因是计算 $\partial z / \partial p$ 时, 单位旋转变换引起的 z 的变化量与向量自身的大小有关, 而单位平移变换与之无关; 即若向量增大, 计算出旋转量的增长率会比平移量更快。这种不平衡性是导致实验中函数不能正常收敛的重要因素。为此我们对 dp 中旋转及平移分量引起的误差变化进行分步计算, 将寻找刚体变换的过程表述为使 $E(p + \lambda_1 dR + \lambda_2 dt)$ 达到最小的过程: 先利用 dR 找到使对应点间误差的方差最小的参数 λ_1 ; 再在此基础上重新计算平移变换找到使整体误差达到最小的 λ_2 。按照上述过程进行迭代, 误差函数即可比较稳定地趋向最小值。实验结果表明, 改造后的梯度方法更适合实验中的人脸匹配, 并能适应较大的初始误差。

4.2 实验过程

对样本进行匹配的过程如图3所示。(a)和(b)显示了样本库中同一个人的两个样本; 为了检测方法的可靠性, 在(b)中样本原有的基础上再进行旋转变换, 变换后的样本如(c); (d)显示了(a)与(c)在匹配前的初始状态, 其中深色样本为(a), 也就是将在匹配过程中进行变换的样本; (e)~(g)显示了匹配过程, 即(a)样本的变换过程; 匹配完成时, (a)的最后状态如(h)所示。

4.3 实验结果

利用哈希表及梯度方法匹配人脸的部分结果见表1。其中 A~F 分别代表样本库中不同的人; A1、B1、C1 分别为 A、B、C 在样本库中的三个目标样本; A1'、B1'、C1' 是对三个目标样本做了手工旋转及平

移变换后得到的新样本; A2、B2、C2 是与之对应的测试样本之一, 其中 A2 和 B2 分别有不同程度的旋转, 而 C2 带有表情。表中还列出了随机抽取的库中其它三个测试样本 D2、E2、F2 与之匹配的误差值作为参考。

表1

Error		测试样本								
		A1'	B1'	C1'	A2	B2	C2	D2	E2	F2
目标 样本	A1	0.52	19.43	—	6.08	49.85	29.00	38.47	60.26	17.93
	B1	—	0.57	31.96	11.11	1.09	22.81	30.64	56.93	53.76
	C1	103.02	—	0.46	32.39	46.36	3.86	19.43	93.15	31.22

从表中可以看出, 利用同一个人的样本进行匹配, 误差值明显较低(见图中颜色较深的部分)。

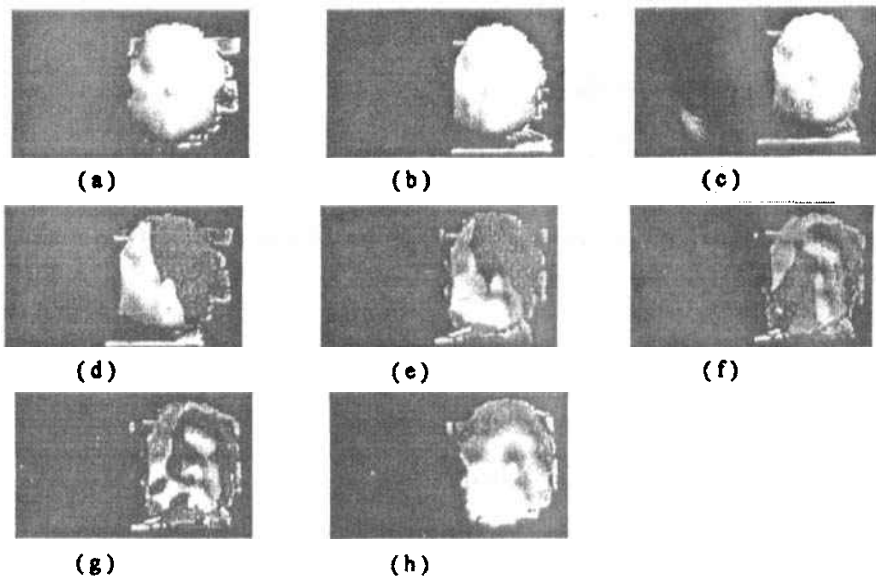


图3

5. 今后的工作

实验发现, 人脸的鼻部在三维空间上变化率较大, 是匹配的难点。若匹配前先进行样本鼻尖部位的粗对准, 可大大提高识别的速度和准确率。因此可在算法中加入对人脸三维信息的预处理工作, 例如对面部曲线或曲面的分析等, 以使本方法适应于更大难度的人脸旋转变换。另外, 将三维和二维识别方法相结合也可作为研究方向之一。人脸的二维信息主要集中在眼睛、鼻子和嘴部, 这些正是实验中获取三维信息的难点。将两者相结合可以取长补短, 互相补充。对此将在今后的工作中加以研究。

参考文献

1 Zhang Jun, Yan Yong, Lades M. Face recognition; Eigenface, E-

lastic Matching, and Neural Nets. In: Proc. of the IEEE, 1998. 1422~1435

- 2 Zhao W, Chellappa R, Rosenfeld A, Phillips P. Face recognition: A literature survey; [UMD CfAR Technical Report CAR-TR-948]. 2000
- 3 Gordon G G. Face recognition based on depth maps and surface curvature. In Geometric methods in Computer Vision, SPIE, 1991. 1570
- 4 Beumier C, Acheroy M. Automatic Face Verification from 3D and Grey Level Clues. accepted by 11th Portuguese Conf. on Pattern Recognition (RECPAD 2000), Porto, Portugal, May 2000
- 5 Turk G, Levoy M. Zippered polygon meshes from range images. SIGGRAPH '94, 1994. 311~318
- 6 Wheeler M D. Automatic modeling and localization for object recognition; [PhD thesis]. Robotics Institute, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, Oct. 1996