

基于 MB-LBP 和改进的 LFDA 的人脸识别

齐鸣鸣^{1,2} 向 阳¹

(同济大学计算机科学与技术系 上海 201804)¹ (绍兴文理学院元培学院 绍兴 312000)²

摘 要 提出了一种基于多块 LBP(Multi-scale Block Local Binary Patterns, MB-LBP)和改进的局部化的 Fisher 判别分析(Local Fisher Discriminant Analysis, LFDA)的人脸识别算法。该算法利用 MB-LBP 的局部和整体描述能力强化了标注样本的局部分析和训练样本的全局分析;以每个样本与同类其他样本的欧氏距离均值作为参数,克服了类内散度计算限制;通过参数融合训练样本的总散度信息保持样本的全局结构。实验表明,MB-LBP 为局部保持分析和全局保持分析提供了良好的基础;在少量标注样本情况下,改进的 LFDA 的适应性和识别率明显优于 LFDA。

关键词 多块 LBP,局部 Fisher 判别分析,全局结构,人脸识别

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A

Face Recognition Based on MB-LBP and Improved LFDA

QI Ming-ming^{1,2} XIANG Yang¹

(Department of Computer Science and Technology, Tongji University, Shanghai 201804, China)¹

(College of Yuanpei, Shaoxing University, Shaoxing 312000, China)²

Abstract A algorithm on face recognition based on multi-scale block local binary patterns(MB-LBP) and improved Local fisher discriminant analysis(LFDA) was proposed, which strengthens local analysis for labeled samples and global analysis for training samples with the ability of MB-LBP for local and global description. The algorithm makes use of average Euclidean distance from every sample to other samples in the same class as the parameter to overcome the limit for computing within-class scatter and preserves global structure by inosculating the total scatter of training samples in the form of parameter. Experimental results show that MB-LBP provides good base for making analysis of local and global preserving, and improved LFDA has more obvious adaptability and recognition rate than LFDA when the number of labeled samples is small.

Keywords MB-LBP, LFDA, Global structure, Face recognition

1 引言

人脸识别是重要的生物特征鉴别课题并具有广泛的运用价值。目前监督式判别分析是人脸识别普遍使用的机器学习方法。线性的 Fisher 判别分析(Fisher Discriminant Analysis, FDA)^[1]和非线性的核 Fisher 判别分析(Kernel Fisher Discriminant Analysis, KFDA)^[2]是计算高效的监督判别分析算法并广泛运用于人脸识别^[3-10],但这些算法缺乏局部保持的特征选择。与 FDA 和 KFDA 相比,局部化的 Fisher 判别分析(Local Fisher Discriminant Analysis, LFDA)^[11]融合了 FDA 和局部保持投影(Locality Preserving Projections, 简称 LPP)^[12]的优点,使得属于不同类别的样本在所构造出的特征空间内更具可分离性,并克服了嵌入空间必须小于样本数量的缺陷。然而 LFDA 有一个主要问题,即必须有一定数量的标注样本才能进行有效学习和判别,少量的标注样本会导致过度拟合问题。其次,由于 LFDA 采用普遍的类内第 K 近

邻的类内散度计算方式,要求每类标注人脸数量必须大于 K 。而实际应用中的每个人脸类别的标注样本是少量的和变化的,且每个人脸类别的标注数量有时是不一致的。

此外,图像采集导致的光照灰度变化大等原因造成人脸特征描述能力弱,普遍使用的去灰度变化的归一化处理不能有效地刻画图像局部特征。小波变换虽然具有良好的时频局部化能力,但计算复杂度较高。局部二进制模式(Local Binary Patterns, LBP)和统一化 LBP(Uniform Local Binary Patterns, ULBP)能有效地捕捉人脸图像局部纹理特征和进行特征抽取^[13,14],但它们不能准确地表示图像蕴含的大结构特征。MB-LBP^[15]不仅包含统计信息,而且能表现图像块邻域内灰度级或者颜色的空间变化,反映图像的局部结构化特征,对图像局部纹理特征有很强的全局描绘能力。

根据上述分析,本文提出了一种基于 MB-LBP 和改进的 LFDA 的人脸识别新方法。以局部保持和全局保持相结合为思想原则,利用 MB-LBP 对人脸图像进行预处理,强化图像

到稿日期:2011-07-19 返修日期:2011-10-20 本文受国家自然科学基金项目(70771077),浙江省教育厅科研项目(Y201122544),绍兴文理学院元培学院科研项目(090610)资助。

齐鸣鸣(1974—),男,博士生,讲师,主要研究方向为机器学习、生物特征鉴别,E-mail:webqmm1974@sohu.com;向阳(1962—),男,博士后,教授,博士生导师,主要研究方向为数据挖掘、Web 语义。

的局部描述能力和整体结构。同时针对实际应用中的少量标注样本和不同类别、不同数量的标注样本的情况,通过取类内点与同类中其他样本的欧氏距离差的均值方式改进类内散度计算参数,结合训练样本的总散度,充分挖掘训练样本的全局结构,改进标注样本的类间和类内散度的计算方式,使得改进的 LFDA 克服了 LFDA 的局限性,有效地提高了少量标注样本情况下的人脸识别率。

2 MB-LBP 纹理描述算子

LBP 的主要思想是以某一点与其邻域像素的灰度作为响应,所以对单调的灰度变化具有良好的不变性,计算复杂度低,适合光照不均匀的人脸图像变化。为了设法减少冗余的 LBP 模式,研究者提出了能精细描述局部纹理信息的 U-LBP。但由于局部化特点,ULBP 容易受到噪声的影响而不够健壮,缺乏对图像整体信息的粗粒度把握。MB-LBP 可以弥补此不足,其不仅能描述图像的局部结构,而且能描述图像的整体结构。

基本的 LBP 算子通常选取 3×3 窗口以提取图元信息,然后用中心像素点作为阈值对周围 8 个邻近像素点进行二值处理。其中小于阈值的像素点为 0,反之为 1,进而获得一个二进制数串。在 MB-LBP 中,子区域的平均灰度值的比较替代了 LBP 中的单个像素。通常用 $MB_S-LBP_{P,R}^q$ 表示邻域大小 $S \times S$ 的统一化 $LBP_{P,R}^q$ 算子(P 表示邻域数, R 表示圆形邻域半径)。当 $S=1$ 时, $MB_S-LBP_{P,R}^q$ 则表示统一化 $LBP_{P,R}^q$ 算子。由于能有效计算每块的平均值且每个子区域是包含邻域像素的方块,因此 MB-LBP 特征抽取的计算非常快。图 1(a) 给出 3×3 的基本 LBP 算子描述;图 1(b) 给出 $MB_3-LBP_{8,1}^2$ 算子描述。

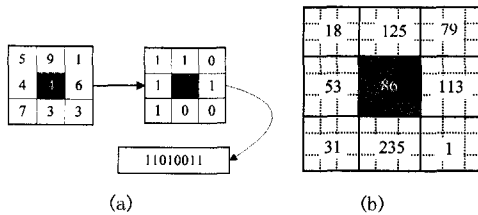


图 1 基本 LBP 算子和 $MB_3-LBP_{8,1}^2$ 算子

3 LFDA 的原理

LFDA 是 Masashi 于 2006 年提出的一种监督降维算法。其基本原理是在标注样本局部范围内获得类间和类内的最大差异,同时获得类的分离性和样本的局部结构。因此 LFDA 能有效地保持标注样本的内嵌局部结构,保证不同类别样本在所构造的特征空间的良好可分离性。

(1) 设 n 个 d 维的样本向量 $X=(x_1|x_2|\dots|x_n)$ 来自不同的类别 $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, $y_i \in \{1, 2, \dots, l\}$, 每个样本 $x_k \in R^{d \times 1}$ ($k=1, 2, \dots, N$)。设 n_i 是类别为 i 的样本数,则 $\sum_{i=1}^l n_i = n$ 。

(2) 设 $s^{(b)}$, $s^{(bw)}$ 分别表示类内散度矩阵和类间散度矩阵,则

$$s^{(b)} = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n w_{i,j}^{(b)} (x_i - x_j)(x_i - x_j)^T \quad (1)$$

$$s^{(bw)} = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n w_{i,j}^{(bw)} (x_i - x_j)(x_i - x_j)^T \quad (2)$$

式中,

$$W_{i,j}^{(b)} = \begin{cases} A_{i,j}^{(1/n'-1/n'_i)}, & \text{if } y_i = y_j \\ 1/n', & \text{if } y_i \neq y_j \end{cases} \quad (3)$$

$$W_{i,j}^{(bw)} = \begin{cases} A_{i,j}/n'_{y_i}, & \text{if } y_i = y_j \\ 0, & \text{if } y_i \neq y_j \end{cases} \quad (4)$$

$$A_{i,j} = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma_i \sigma_j}\right) \quad (5)$$

$$\sigma_i = \|x_i - x_i^{(k)}\| \quad (k=7) \quad (6)$$

式中, $A_{i,j}$ 表示两点之间的亲密关系程度,直接的含义可以认为 $A_{i,j}$ 越大则两点关系就越近, $A_{i,j}$ 越小则两点关系就越远。

(3) 定义准则函数:

$$T = \underset{T \in R^{d \times r}}{\operatorname{argmax}} [tr(T^T S^{(b)} T (T^T S^{(bw)} T)^{-1})] \quad (7)$$

求得最优投影矩阵 T 。

4 改进的 LFDA

4.1 基本思想

(1) 在实际人脸识别应用过程中,每个人脸类别标注样本的数量少而且可能不一致,通常使用的第 K 最近邻点失去了相应的计算基础和不应少量的标注样本。每个样本与同类样本的欧氏距离平均值 $\sum_{j=1, j \neq i}^{n'-1} \|x_i - x_j\| / n' - 1$ 能较好地反映该样本在同类样本集的状况,同时类内散度的计算也不受同类样本数量须大于 K 的限制,可以适应不同类别不同数量的标注样本要求。

(2) LFDA 产生过度拟合问题的一个根本原因是少量标注样本的类内和类间的散度不能准确反映含未标注的训练样本的全局总散度信息。根据方差理论,全部训练样本的总散度 $s' = \sum_{i=1}^n (x_i - u)(x_i - u)^T$ 反映了训练样本的全局结构。因此本文在 LFDA 的基础上,在训练样本的总散度的辅助下,通过平衡参数,在式(1)的基础上重新定义了标注样本的类间散度 $s^{(b')}$ 和类内散度 $s^{(bw')}$,即

$$s^{(b')} = (1 - \beta) s^{(b)} + \beta s^{(r)} \quad (8)$$

$$s^{(bw')} = (1 - \beta) s^{(bw)} + \beta I_d \quad (9)$$

其中,

$$s^{(r)} = \sum_{i=1}^n (x_i - u)(x_i - u)^T \quad (10)$$

$$u = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (11)$$

改进的 LFDA 通过平衡参数充分挖掘了大量无标注训练样本的内在分类信息,强化了训练样本的全局结构对标注样本的类内和类间的散度信息的影响。

4.2 算法步骤

(1) 定义训练样本中的已标注样本和未标注样本分别为 $\{(x_i, y_i) | x_i \in R^d, y_i \in \{1, 2, \dots, c\}\}_{i=1}^n$ 和 $\{x_i | x_i \in R^d\}_{i=n+1}^r$, 样本嵌入空间维数 $r(1 \leq r \leq d)$, 平衡参数 $\beta(0 \leq \beta \leq 1)$ 。

(2) 计算各类内每样本点 x_i 的 σ_i :

$$\sigma_i = \sum_{j=1, j \neq i}^{n'-1} \|x_i - x_j\| / n' - 1 \quad (12)$$

(3) 对于已标注的 (x_i, y_i) 和 (x_j, y_j) 样本,将式(12)取代式(6),按照式(3)和式(4)计算 $W_{i,j}^{(b)}$ 和 $W_{i,j}^{(bw)}$ 。

(4) 计算全部训练样本的散度,利用式(8)和式(9)分别计算类间散度 $s^{(b')}$ 和类内散度 $s^{(bw')}$ 。

(5) 计算最优投影矩阵 T :

$$T = \underset{T \in R^{d \times r}}{\operatorname{argmax}} [tr(T^T S^{(b')} T (T^T S^{(bw')} T)^{-1})] \quad (13)$$

(6)将测试样本和训练样本进行投影计算,获得相应的投影值,按照两者最小欧氏距离值选择匹配人脸图像。

5 实验分析

5.1 实验对象和环境

本文实验的人脸数据集是 ORL 人脸库和 YALE 人脸库。

(1)ORL 人脸库由 40 个人、每人 10 幅图像组成,数据库比较规范。每幅图像的像素为 112×92 ;图像的光照方向和强度都差不多;有少量的表情、姿势、伸缩的变化,尺度也有 10% 的变化;姿势和表情变化多一点,有些带眼镜,但变化不大。

(2)YALE 人脸库由 15 个人、每人 11 幅图像组成。每幅图像的像素为 100×100 ;在 11 幅图像中,1 幅图像戴有眼镜,3 幅图像光照分别是正面光、右侧光和左侧光;7 幅图像面部表情是不同的。

本实验是在 Windows XP 和 Matlab10R 下完成的,其硬件环境是内存 2G,CPU D3.0。

5.2 实验过程

本实验由样本设置、图像预处理、识别分类和结果分析 4 个步骤组成,具体总结如下:

(1)首先根据 ORL 人脸库和 YALE 人脸库的特点,分别随机提取了每人的 6 张和 8 张人脸图作为训练样本,并随机抽取其中一部分进行相应的标注,每人剩下的样本作为测试样本。

(2)分别用归一化、LBP 和带不同参数 S 的 $MB_S-LBP_{S,2}^u$ 对数据集的图像进行预处理,获得相应的结果图像。

(3)设置平衡参数 $\beta(0 < \beta < 1)$ 和具体特征数。通过改进的 LFDA 学习标注样本和训练样本,求出最优投影矩阵 T 。对测试样本和训练样本进行特征空间的投影并计算其欧氏距离,并根据最近欧氏距离选择最佳匹配人脸。

(4)设置不同平衡参数 β ,分别取不同的特征数。设置一定循环次数,取平均识别率并分析实验结果。取不同的预处理方法及同一的样本参数和学习参数进行机器学习并进行对比和分析实验结果。

5.3 结果分析

5.3.1 MB-LBP 的过滤作用

为了考察 MB-LBP 纹理过滤的作用,本文进行了典型原始人脸图像和过滤后图像的可视化对比和不同像素块大小的 MB-LBP 与 LBP 的识别效果对比。

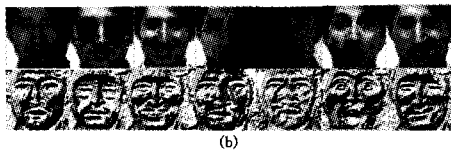
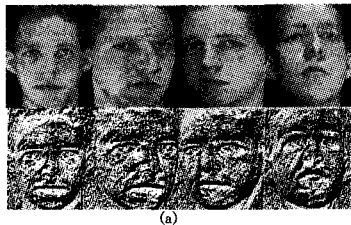


图 2 典型人脸图和 $MB_3-LBP_{8,2}^u$ 过滤后的纹理图

(1)提取 ORL 人脸库中的每人典型光照程度差异不大的 4 张侧面图。图 2(a)给出了 4 张人脸图以及对应的 $MB_3-LBP_{8,2}^u$ 过滤后的纹理图。提取了 YALE 人脸库中的每人典型的光照变化和脸部表情的 7 张图。图 2(b)给出了 7 张人脸图以及对应的 $MB_3-LBP_{8,2}^u$ 过滤后的纹理图。经过对比,不难发现,过滤后得到的纹理图的眼睛、鼻子和嘴巴局部描绘得更为凸出和更具对比性。此外,针对 YALE 人脸库的人脸图像,过滤的纹理图能有效滤除眼镜灰度影响,消除左侧和右侧的光照引起的灰度变化。

(2)按照 5.2 节选择相同的训练和标注样本,平衡参数 β 设为 0.1,随机从每人 8 个训练样本中选择 5 个标注样本,分别选择了归一化、LBP 和不同像素块大小的 $MB_S-LBP_{S,2}^u$ 纹理算子作为图像过滤方法,以改进的 LFDA 作为判别分析算法,特征维数为 20,对比识别效率。每次实验重复 10 次,具体识别率结果如表 1 所列。

表 1 基于不同预处理方法的识别率($\beta=0.1$,标注样本数=5)

人脸库	归一化	LBP	$MB_1-LBP_{8,2}^u$	$MB_2-LBP_{8,2}^u$	$MB_3-LBP_{8,2}^u$
ORL	95.38%	95.72%	96.23%	96.42%	96.42%
YALE	89.42%	90.65%	92.41%	92.77%	92.77%

从表 1 中的数据可以看出:1)在光照和脸部表情变化不大的 ORL 人脸识别中,MB-LBP 过滤作用有限。YALE 库中的人脸光照变化大和表情变化较多,MB-LBP 过滤的作用比较明显。2)随着像素块 S 的增加,图像的整体化信息的描述能力得到加强,识别率有所提高。但当 S 等于 2 和 3 时,识别率变化不大,主要原因是相应图像的纹理增粗并且趋向稳定。

5.3.2 改进的 LFDA 的作用

改进的 LFDA 可以允许每类的样本标注数量不同,每类的标注数量至少是 2。因此,除了适应少量标注样本的情况,改进的 LFDA 还能适应不同类别的不同数量标注样本的情况,具有良好的应用适用性。

改进的 LFDA 在保持标注样本的嵌入局部结构的同时,也保持了训练样本的全局结构。随机选取 YALE 数据库的每人 8 张人脸图作为训练样本并从中选择不同数量的训练样本进行标注。每次实验重复 10 次。为了评估改进的 LFDA 性能,每次实验以特征维数为 20,分别选择平衡参数 $\beta=0.1$ 、0.5 和 0.9,并对其进行识别率的对比。图 3 给出了不同数量标注训练样本下带不同参数 β 的识别率和影响趋势。

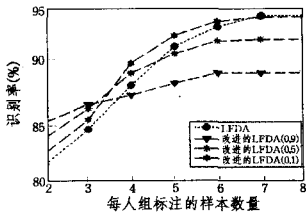


图 3 标注样本数量和参数 β 对识别率的影响

从图 3 的数据可以得出以下结论:1)当标注样本数量 ≤ 3 时,改进的 LFDA 的作用明显。当标注样本 ≥ 6 时,参数 $\beta=0.1$ 的改进的 LFDA 的作用与 LFDA 差不多,说明训练样本的总散度信息对足够数量的标注样本的局部学习性能影响有限。2)参数 β 决定了局部结构保持的作用比例。当标注样本越少时, β 越大,则意味着局部结构保持作用比例越小和全局保持结构作用比例越大,识别率越高。反之, β 越小,识别率越低。

结束语 人脸图像的信息表达及预处理、训练样本中标注样本过少和分布不均匀是实际监督式人脸识别应用面临的重要问题。本文采用 MB-LBP 计算模式对图像进行过滤预处理,使得过滤后的纹理图像具有良好的局部结构和整体描述性。同时考虑到 LFDA 的标注样本的局部学习局限性,通过分析训练样本的全局结构,提出了一种基于 MB-LBP 和改进的 LFDA 的人脸识别算法。算法利用 MB-LBP 在图像局部和整体结构的准确描述能力强化了局部和全局分析,改进了类内散度的计算参数,在保留标注样本局部结构的同时,保持了训练样本的全局结构,有效地克服了少量标注样本和类别标注数量不均匀而引发的局部散度计算和过度拟合问题。实验结果表明,本文算法极大地提高了人脸图像的信息描述能力,在少量标注样本的情况下具有良好的适应性和识别率。目前图像稀疏保持投影理论是机器学习研究热点,将稀疏保持投影作为一种新的全局保持方法与 LFDA 相结合,是下一步研究方向。

参考文献

- [1] Duda R O, Hart P E, Stork D. Pattern Classification (2nd Edition)[M]. New York, USA: John Wiley & Sons, 2000: 121-125
- [2] Mika S, Ratsch G, Weston J, et al. Fisher discriminant analysis with kernels[C]//Proceedings of the 1999 IEEE Signal Processing Society Workshop. Madison, WI, USA, 1999: 41-48
- [3] Struc V, Vesnicer B, Pavesic N. The Phase-based Gabor Fisher Classifier and Its Application to Face Recognition Under Varying Illumination Conditions [C]//Proceedings of the International IEEE Conference on Signal Processing and Communication Systems. Gold Coast, QLD, 2008: 1-6
- [4] 王成章, 白晓明. 基于 Fisher 块对角 LNMF 的彩色人脸识别[J]. 计算机工程, 2010, 36(16): 24-26
- [5] 魏莱, 王守觉. 基于流形距离的半监督判别分析[J]. 软件学报, 2010, 21(10): 2445-2452

- [6] 刘典婷, 华顺刚, 等. 基于 Fisher 投影的多光谱人脸融合识别[J]. 计算机工程, 2010, 36(8): 180-182
- [7] 桑海峰, 金云平. 基于二维 Fisher 线性判别的人脸耳组合识别[J]. 光电子·激光, 2010, 21(4): 588-590
- [8] 卢桂馥, 林忠, 等. 基于最大差值的二维边界 Fisher 的人脸识别[J]. 计算机科学, 2010, 37(5): 251-253
- [9] Yang M H. Kernel eigenfaces vs. kernel Fisher-faces: face recognition using kernel methods [C]//Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington, DC, USA, 2002: 215-220
- [10] Sugiyama M. A real-time face recognition method on video sequence using KFDA and NIB2DPCA[C]//Conference on Wireless, Mobile and Sensor. Networks, USA, 2007: 845-848
- [11] Sugiyama M. Dimensionality Reduction of Multimodal Labeled Data by Local Fisher Discriminant Analysis[J]. Journal of Machine Learning Research, 2007, 8(5): 1027-1061
- [12] He X F, Niyogi P. Locality Preserving Projections [C]//Proceedings of Neural Information Processing System. Vancouver, Canada, 2003: 153-160
- [13] Ahonen T, Hadid A, Pietikäinen 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
- [14] Fang Yu-chun, Luo Jie, Lou Cheng-sheng. Fusion of Multi-directional Rotation Invariant Uniform LBP Features for Face Recognition[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Intelligent Information Technology Application. NJ, USA, 2009: 332-335
- [15] Topi Mäenpää, Pietikäinen M. Multi-scale Binary Patterns for Texture Analysis[C]//Proceedings of the 13th Scandinavian Conference on Image Analysis. Berlin, Germany, 2003: 885-892

(上接第 243 页)

一定的通用性。目前国内语义虚拟环境的相关研究也已展开,我们的工作为语义虚拟环境构建提供了一种基础的方法。

参考文献

- [1] Li Cai-yan, Zhu Yu-lin. Realizing Customizable Semantic Virtual Environment with the Concept of Web[C]//the 13th Conference on Artificial Intelligence and Applications. Taiwan: TAAI press, 2008
- [2] Gutierrez M, Vexo F, Thalmann D. Semantics-based representation of virtual environments[J]. Computer Applications in Technology Journal, 2005, 23: 229-238
- [3] Kalogerakis E, Christodoulakis S, Moutoutztsl N. Coupling Ontologies with Graphics Content for Knowledge Driven Visualization [C]//IEEE Virtual Reality Conference. Virginia: IEEE VR '06, 2006: 43-50
- [4] 陆建江, 张亚菲, 苗壮, 等. 语义网原理与技术[M]. 北京: 科学出版社, 2008

- [5] Halabala P. Semantic Metadata Creation[C]//the 7th Central European Seminar on Computer Graphics CESC. Bratislava Comenius University: CESC press, 2003: 15-25
- [6] ISO/IEC 19775-1 Information technology — Computer graphics and image processing — Extensible 3D (X3D) [S]. Geneva: Web3D Consortium, Inc, 2008
- [7] ISO/IEC FEIS 19775-2. 2 Information technology-Computer graphics and image processing Extensible 3D (X3D) [S]. Geneva: Web3D Consortium, Inc, 2010
- [8] Antonio G, Harmelen F. 语义网基础教程[M]. 陈小平, 译. 北京: 机械工业出版社, 2008
- [9] Tangelder J W H, Veltkamp R C. A Survey of Content Based 3D Shape Retrieval Methods [C]//Shape Modeling International 2004. Genova: SMIPress, 2004: 145-156
- [10] 李林尧, 张兆翔, 王蕴红, 等. 基于图像运动的三维重建及虚拟化应用[J]. 计算机科学, 2011, 38(7): 273-276