

DCT 和 LBP 特征融合的人脸识别

李建科^{1,2}, 赵保军¹, 张辉¹, 焦继超¹

(1. 北京理工大学 雷达技术研究所, 北京 100081; 2. 河北经贸大学 信息技术学院, 河北, 石家庄 050061)

摘 要: 提出一种特征融合的人脸识别新方法. 该方法将人脸图像中少量的低频离散余弦变换(DCT)系数用作人脸的频域特征; 把人脸图像规则地分成多个子块, 计算每个子块的局部二值图(LBP)编码直方图. 这些子块的 LBP 直方图连接成一个空域全局直方图, 作为人脸的描述向量. 这个描述向量经过 PCA 降维后作为人脸的 LBP 特征. DCT 特征和 LBP 特征分别归一化, 然后进行特征融合. 在 ORL 人脸库上的实验显示了所提方法比单独采用 DCT 或 LBP 特征的人脸识别有较好的性能改善.

关键词: 图像处理; 人脸识别; 特征融合; 离散余弦变换; 局部二值图

中图分类号: TN 911.73 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-0645(2010)11-1355-05

Fusing DCT and LBP Features for Face Recognition

LI Jian-ke^{1,2}, ZHAO Bao-jun¹, ZHANG Hui¹, JIAO Ji-chao¹

(1. Center for Research on Radar Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China; 2. College of Information & Technology, Hebei University of Economics & Business, Shijiazhuang, Hebei 050061, China)

Abstract: A novel method by fusing discrete cosine transform (DCT) and local binary pattern (LBP) features is proposed for face recognition in this research. The primary information of the face image was centralized in a small number of DCT coefficients, which were used as the frequency feature of the face. The face was divided regularly into small regions, from which LBP code histograms were computed and concatenated into a spatial global histogram used as descriptor vector of the face. The descriptor vector was dimensionally reduced by PCA. Then, the DCT features and the LBP features were fused posterior to the normalization. The experiments on ORL face database show the improvability of the proposed scheme on the methods using just single DCT or LBP feature for face recognition.

Key words: image processing; face recognition; feature fusion; discrete cosine transform (DCT); local binary pattern (LBP)

人脸识别的一个关键问题是人脸图像的特征描述与提取, 选取高效的特征能够提高识别率, 增加系统对光照、姿势、面部表情变化的鲁棒性^[1-2]. 大部分的研究成果仅抽取一种人脸特征进行人脸识别. 人脸识别是一项复杂的任务, 单纯选用一种特征不足以捕捉人脸图像多方面的识别信息, 融合多种互补的图像特征进行人脸识别是一个新的研究方向. 一些特征融合方法已经成功应用在人脸识别系

统中^[3].

本文中提出一种融合人脸离散余弦变换 (discrete cosine transform, DCT) 和局部二值图 (local binary pattern, LBP) 特征的人脸识别方法. DCT 把人脸图像转换到频域, 人脸图像的主要信息集中在少数 DCT 系数中, 选取一个含有人脸主要信息的低频 DCT 系数子集可以作为人脸的频域特征. LBP 是个细小尺度的算子, 描述图像局部区域纹理

收稿日期: 2010-01-19

基金项目: 国家“八六三”计划项目(2007AA1132); 河北省教育厅科研计划项目(20042013)

作者简介: 李建科(1971—), 男, 副教授, 博士生, E-mail: ljke6688@126.com; 赵保军(1960—), 男, 教授, 博士生导师.

变化,通过对人脸图像进行像素级的 LBP 编码,然后求取 LBP 编码的统计直方图,可以得到具有空间不变性的 LBP 人脸特征. DCT 和 LBP 具有频域和空域之间的互补性;图像的 LBP 特征描述的纹理细节往往表现为高频信息,这与低频 DCT 系数也具有互补性. DCT 和 LBP 都是高效的人脸特征描述方法,两种具有互补性的特征融合有利于改善人脸识别系统的性能.

1 DCT 和 LBP 特征融合

在进行特征融合之前先分别对 DCT 和 LBP 特征进行降维和归一化. 对图像进行 DCT 变换,得到与原图像大小一样的高维 DCT 系数图像,选取左上角小方块内的 DCT 系数进行特征维数缩减. 采用 PCA 方法对 LBP 直方图特征进行降维. 降维后的 DCT 和 LBP 特征经过归一化,然后进行特征融合. PCA+LDA 方法用于融合后的特征提取,采用 PCA 是为了解决线性判别分析(LDA)可能的奇异值问题, LDA 主要完成融合特征的判别分析. 用最近邻法分类(NNC)进行人脸识别. 结构框图如图 1 所示.

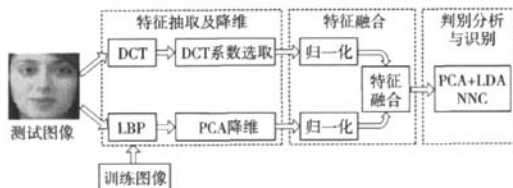


图 1 DCT 和 LBP 特征融合人脸识别整体结构

Fig. 1 Architecture of face recognition using DCT and LBP feature fusion

1.1 离散余弦变换(DCT)

离散余弦变换(DCT)是一种流行的变换工具. DCT 将数据变换到频域,然后根据需要,忽略一部分高频信息,保留主要的低频信息,从而使数据量减小. 人脸图像经过 DCT 后,主要信息集中在少数低频系数中,因而可以忽略一些高频系数,只选择一个低频 DCT 系数子集作为人脸图像的特征. Z. M. Hafed 等^[4]首先将 DCT 用于人脸识别.

给定一个长度为 N 的输入序列 $u(n)$, 它的离散余弦变换表达式 $v(k)$ 为

$$v(k) = a(k) \sum_{n=0}^{N-1} u(n) \cos \left[\frac{(2n+1)\pi k}{2N} \right], \quad (0 \leq k \leq N-1) \quad (1)$$

式中:

$$\begin{cases} a(0) = \sqrt{1/N}, & (1 \leq k \leq N-1) \\ a(k) = \sqrt{2/N}. \end{cases} \quad (2)$$

把序列 $u(n)$ 看作向量, DCT 可以用矩阵 $C = \{c(k, n)\}$ 表示为

$$c(k, n) = \begin{cases} 1/\sqrt{N} & (k=0, 0 \leq n \leq N-1) \\ \sqrt{2/N} \cos \left[\frac{(2n+1)\pi k}{2N} \right] & (1 \leq k \leq N-1, 0 \leq n \leq N-1) \end{cases} \quad (3)$$

其中, k 和 n 分别是行和列序数. 这样序列 $u(n)$ 的 DCT 简化为

$$v = Cu. \quad (4)$$

通过离散余弦变换,一个序列被分解为余弦基序列的加权和,这些余弦基序列就是矩阵 C 的行向量. 矩阵 C 是一个正交矩阵,所以 DCT 是正交变换.

1.2 局部二值模式(LBP)

Ojala 等^[5]首先提出了 LBP 算子,用于描述灰度图像的局部结构. LBP 算子把某一像素值作为阈值,对该像素为中心的邻域进行阈值操作,灰度大于中心像素值的邻域点置为 1,小于阈值则置为 0,从而得到一组二进制数, LBP 编码计算公式为

$$\begin{cases} T_{LBP}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{N-1} s(g_p - g_c) 2^p, \\ s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \end{cases} \quad (5)$$

式中: g_c 为中心点像素 (x_c, y_c) 的灰度值; N 为邻域像素个数; g_p 为邻域点 p 的灰度; $s(\cdot)$ 为阶跃函数. LBP 的邻域可以有不同定义. 基本的 LBP 算子是对中心像素的 3×3 邻域进行操作,图 2 是一个基本 LBP 算子示例. 改进的 LBP 算子可以扩展到任意邻域,定义邻域是以像素为中心的圆上均匀分布的一组采样点,并且圆的半径和采样点数是任意的.

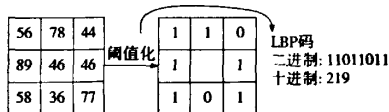


图 2 基本 LBP 算子

Fig. 2 Basic LBP operator

一致模式(uniform pattern)是 LBP 方法的一个重要概念,如果一个 LBP 编码最多包含一次 0-1

和一次 1-0 二进制位的转变,则称该 LBP 编码是一致模式。一致性代表基本结构信息如边缘和角等。在 256 个 8 位 LBP 模式中,尽管只有 58 个一致模式,但是图像邻域大约 90% 的 8 位 LBP 编码是一致模式,这样在求 LBP 直方图时,可以把所有非一致模式(non-uniform pattern)都作为一类进行统计而不损失太多信息,从而大大减少了统计类别。

1.3 DCT 和 LBP 特征融合

人脸图像经过 DCT 后得到一个跟原图像一样大小的 DCT 系数图像,如图 3(b)所示。由图中可以看到,人脸图像经过 DCT 变换后,数值大的系数集中在左上角的低频部分,即 DCT 变换后的主要信息量集中在较少的低频系数上。DCT 变换是正交变换,Chen 等^[6]已经证明,PCA 可以直接作用在 DCT 域上,进行主成分提取和降维,但是 PCA 方法直接作用在 DCT 域的效果跟直接在空域选取 DCT 系数的效果相当。考虑计算时间较少,本文中仍然采用典型的 DCT 系数选取的方法,选取图像左上角的一个的小正方形子块作为特征来进行降维。

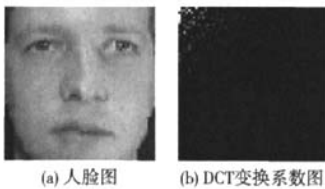


图 3 离散余弦变换的系数
Fig. 3 Discrete cosine transform (DCT) coefficients

T. Ahonen^[7]介绍了一种 LBP 人脸识别方法,把人脸图像分成规则的单元格,求每个单元格内的 LBP 一致模式编码的直方图,然后把单元直方图连接起来生成一个空域增强的全局描述向量。这个向量作为人脸的描述向量,常常是高维向量。例如,一幅 64×64 像素的人脸图像,分成 8×8 的单元格,则产生 3 776 维(64 个图像块,每块 59 个直方图统计项)的描述向量,如果图像分辨率增加,或单元格分割较小,则维数成比例增加。图 4 所示为图像分为 8×8 单元的 LBP 一致模式直方图示例。

LBP 统计直方图采用 PCA 维数缩减,能够很好地保留图像的主成分。假设人脸用一个 n 维的向量 x 来描述,PCA 寻找一组 m 个正交向量来尽可能多地捕捉人脸特征集 $\{x\}$ 的主要成分,相当于寻找向量 x 的 m 维投影 y ,用投影 y 能够对 x 进行最小误差的重建。投影变换矩阵是一个 $n \times m$ 的矩阵,

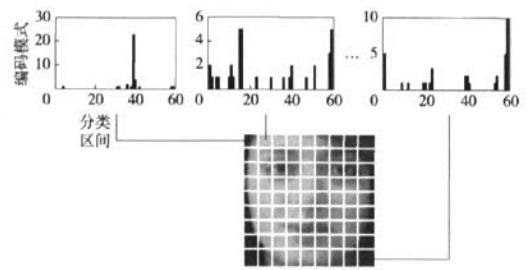


图 4 LBP 一致模式直方图
Fig. 4 Histogram of LBP uniform pattern

可以通过求特征集协方差矩阵的最大特征值对应的特征向量来得到,这里用 U 来表示,则投影向量 $y = U^T(x - \mu)$, y 是一个 m 维的投影向量,其中 $m \leq \min(n, N-1)$, N 为训练集的元素数; μ 为样本向量的均值。

假定降维后的 DCT 特征向量和 LBP 特征向量分别是 $y_1 \in \mathbf{R}_{m_1}$ 和 $y_2 \in \mathbf{R}_{m_2}$,则归一化的组合特征向量 $z \in \mathbf{R}_{m_1+m_2}$ 表示为

$$z = [y_1/\sigma_1 \quad y_2/\sigma_2]^T. \quad (6)$$

式中 σ_1 和 σ_2 分别是 y_1 和 y_2 的标准差,通过求特征向量的方差的平方根可以计算出来。

2 人脸识别实验

选择 ORL(olivetti research laboratory)人脸库进行实验。ORL 人脸库有 40 个人,每人 10 幅图像,这些图像在不同时间、不同姿势和光照情况下拍摄的。图像尺寸为 92×112 像素。

LDA 通过最大化类间离散度和类内离散度之间的比值,使得空间中类内样本分布尽可能紧凑,同时类间样本尽可能分开,从而提高特征分类的性能。NNC 是一种实现简单的分类方法,通过测试最近样本之间的距离来进行分类。本文中采用 LDA + NNC 分类方法进行人脸识别实验。

在进行人脸识别前首先进行归一化处理,归一化主要包括几何和光照归一化,以消除人脸姿势、光照变化和局部阴影等方面的影响。几何归一化主要是进行旋转、剪切和缩放,把人脸归一化为 64×64 的图像。光照归一化包括伽马压缩、高斯差分滤波、输出变化范围归一化和高光信号的 S 形函数归一化,详细方法见文献[8],光照归一化的部分图像如图 5 所示。

从归一化的图像库中每人随机选取 5 幅图像共 200 幅图像作为训练样本,其余 200 幅图像用于测

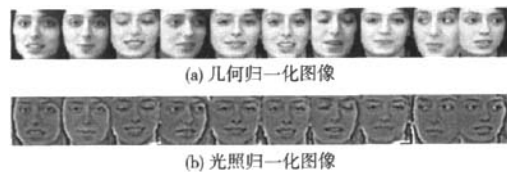


图 5 归一化的图像
Fig. 5 Normalized images

试. 首先进行 DCT 变换人脸识别实验,在 DCT 图像左上角低频系数部分选择一个正方形子块作为特征. 分别采用 NNC 法和 LDA+NNC 法进行分类,选取不同的 DCT 系数个数的实验结果如表 1 所示.

表 1 不同 DCT 系数数量的人脸识别率
Tab. 1 Recognition rate of face for various number of DCT coefficients

DCT 系数	识别率/%	
	NNC	LDA+NNC
9	66.5	76.5
16	70.5	86.0
25	77.5	89.5
36	78.5	89.5
49	81.0	93.0
64	84.0	93.5
81	83.0	94.0
100	83.0	94.0
121	84.0	90.5
144	83.0	87.0
169	83.5	86.5

仍然选择前面使用的训练图像和测试图像进行 LBP 特征提取的人脸识别实验. 采用 PCA 进行降维,NNC 和 LDA+NNC 分类法的人脸识别率如表 2 所示.

表 2 不同 LBP 特征维数的人脸识别率
Tab. 2 Face recognition rate with various LBP feature dimensions

LBP 特征维数	识别率/%	
	PCA+NNC	PCA+LDA+NNC
10	56.5	72.5
20	75.0	84.0
30	79.5	91.5
40	81.0	93.5
50	79.5	93.5
60	82.5	93.0
70	81.0	91.5
80	81.0	92.0
90	81.0	93.5
100	81.5	94.5
110	81.5	93.0
120	82.0	91.5
130	83.0	93.5
140	84.0	93.5
150	84.5	93.5
160	84.5	91.0
170	84.5	84.5
180	85.5	85.0

仍然使用前面的训练图像和测试图像,进行 DCT 和 LBP 特征提取,然后进行归一化后的特征融合. 融合后的特征数可能会大于训练样本数(200),直接使用 LDA 判别分析会出现奇异值问题. 解决此问题常用的方法是先用 PCA 进行降维(PCA 能很好地保留主要成分),然后再进行 LDA+NNC 分类识别. 实验中分别提取不同的 DCT 系数个数和 LBP 特征维数进行实验,人脸识别率如表 3 所示.

表 3 不同 DCT 和 LBP 特征融合的人脸识别率
Tab. 3 Face recognition rate using DCT and LBP features fusion

DCT 系数	识别率/%																		
	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	110	120	130	140	150	160	170	180	190
9	84.5	86.5	90.5	91.0	90.5	87.0	91.5	93.0	93.0	89.0	92.5	95.0	93.0	93.0	93.5	95.5	96.0	96.0	96.0
16	87.0	92.5	92.0	93.0	93.5	92.0	93.0	93.5	95.5	93.5	94.5	95.5	94.0	93.0	94.5	96.5	96.0	96.0	96.0
25	91.5	95.0	94.0	95.0	92.5	92.5	93.5	93.5	93.0	93.5	94.0	94.5	94.5	96.0	93.5	96.0	96.5	96.5	96.5
36	93.5	93.5	94.0	93.0	92.0	93.0	93.0	94.0	94.5	92.0	94.5	93.5	92.5	95.5	94.0	96.0	96.0	96.0	97.0
49	96.5	93.5	93.5	94.0	94.0	93.5	95.0	92.0	93.0	93.0	92.0	94.0	93.5	95.0	94.5	96.0	96.0	96.0	96.5
64	94.0	94.5	94.5	92.5	92.5	92.5	94.5	91.5	90.0	91.5	93.5	93.0	93.5	94.5	94.5	96.0	96.5	96.5	96.5
81	95.5	94.0	93.5	92.0	93.0	94.5	92.0	90.0	91.5	93.0	95.0	94.5	94.5	95.5	96.0	96.0	96.0	96.0	96.0
100	94.0	94.5	91.5	91.0	91.0	91.0	93.0	93.0	94.0	94.5	94.0	94.5	95.0	95.0	96.0	96.0	96.5	96.5	96.5
121	91.5	90.5	89.0	87.0	90.0	91.0	93.0	92.0	94.0	94.0	94.5	94.0	95.5	94.5	95.0	96.0	96.0	96.0	96.5
144	86.0	86.5	88.5	90.5	92.0	92.5	94.5	93.0	93.0	94.5	94.0	95.0	96.0	95.0	95.0	96.0	96.5	96.5	96.5

把 DCT 和 LBP 特征融合的人脸识别性能分别跟 DCT 系数特征和 LBP 特征人脸识别作对比,在 DCT 取 49 附近时,不同 LBP 特征数对应的人脸识别率较高. 选取表 3 中 DCT 系数分别为 49 时,得到不同 LBP 特征维数的人脸识别率曲线,与采用 LBP 特征人脸识别进行性能对比,如图 6 所示. 观

察表 3,在 LBP 取曲线两端的特征维数时,对应的人脸识别率较高,分别选取 LBP 特征数为 10,170,与采用 DCT 特征人脸识别进行性能比较,如图 7 所示。图 6 和图 7 显示 DCT 和 LBP 特征融合比单独采用 LBP 或 DCT 特征的人脸识别方法获得的识别率高。两图中在曲线两端都显示有较高的人脸识别率改善,在曲线中间部分识别率改善较小。这说明 DCT 和 LBP 特征融合时,两者的成分比例不同,会影响识别性能的改善。

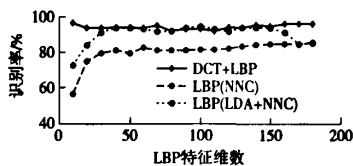


图 6 DCT+LBP 特征融合方法与 LBP 方法的比较

Fig. 6 Comparison of DCT+LBP feature fusion method with LBP method

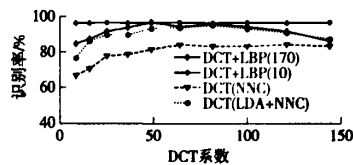


图 7 DCT+LBP 特征融合方法与 DCT 方法的比较

Fig. 7 Comparison of DCT+LBP feature fusion method with DCT method

3 结 论

作者提出一种 DCT 和 LBP 特征融合的人脸识别新方法。该方法将少数 DCT 系数作为频域特征,把图像的各个子块 LBP 编码直方图连接成全局直方图,进一步降维后作为空域 LBP 特征,两种特征融合后用于人脸识别。实验显示 DCT 和 LBP 特征

融合能够比单独采用 DCT 或 LBP 特征得到较高的人脸识别率。这说明融合频域和空域互补性的人脸特征,能够利用多种人脸识别信息,克服单纯一种特征进行人脸识别的局限性,增加人脸识别的识别率。

参考文献:

[1] Zhao W, Chellappa R, Phillips P J, et al. Face recognition: a literature survey[J]. ACM Computing Surveys, 2003,35(4):399 - 458.

[2] Zhou S K, Chellappa R, Zhao W. Unconstrained face recognition[M]. New York: Springer, 2006:17 - 41.

[3] Liu C, Wechsler H. A shape and texture-based enhanced fisher classifier for face recognition[J]. IEEE TIP, 2001,10(4):598 - 608.

[4] Hafed Z M, Levine M D. Face recognition using the discrete cosine transform[J]. International Journal of Computer Vision, 2001,43(3):167 - 188.

[5] Ojala T, Pietikainen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1):51 - 59.

[6] Chen Weilong, Er Meng Joo, Wu Shiqian. PCA and LDA in DCT domain[J]. Pattern Recognition Letters, 2005,26(15):2474 - 2482.

[7] Ahonen T, Hadid A, Pietikainen M. Face description with local binary patterns: application to face recognition[J]. IEEE Transactions on PAMI, 2006,28(12): 2037 - 2041.

[8] Tan X, Triggs B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions [C]//Proceedings of AMFG2007. Heidelberg, Germany: Springer, 2007:168 - 182.

(责任编辑:刘芳)

作者: [李建科](#), [赵保军](#), [张辉](#), [焦继超](#), [LI Jian-ke](#), [ZHAO Bao-jun](#), [ZHANG Hui](#), [JIAO Ji-chao](#)

作者单位: [李建科, LI Jian-ke \(北京理工大学, 雷达技术研究所, 北京, 100081; 河北经贸大学, 信息技术学院, 河北, 石家庄, 050061\)](#), [赵保军, 张辉, 焦继超, ZHAO Bao-jun, ZHANG Hui, JIAO Ji-chao \(北京理工大学, 雷达技术研究所, 北京, 100081\)](#)

刊名: [北京理工大学学报](#)   

英文刊名: [TRANSACTIONS OF BEIJING INSTITUTE OF TECHNOLOGY](#)

年, 卷(期): 2010, 30(11)

参考文献(8条)

1. Tan X; Triggs B [Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions](#)[外文会议] 2007
2. Ahonen T; Hadid A; Pietikainen M [Face description with local binary patterns: application to face recognition](#)[外文期刊] 2006(12)
3. Chen Weilong; Er Meng Joo; Wu Shiqian [PCA and LDA in DCT domain](#)[外文期刊] 2005(15)
4. Ojala T; Pietikainen M; Harwood D [A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions](#)[外文期刊] 1996(01)
5. Hafez Z M; Levine M D [Face recognition using the discrete cosine transform](#)[外文期刊] 2001(03)
6. Liu C; Wechsler H [A shape and texture-based enhanced fisher classifier for face recognition](#) 2001(04)
7. Zhou S K; Chellappa R; Zhao W [Unconstrained face recognition](#) 2006
8. Zhao W; Chellappa R; Phillips P J [Face recognition: a literature survey](#)[外文期刊] 2003(04)

本文读者也读过(3条)

1. [王玮](#), [黄非非](#), [李见为](#), [冯海亮](#), [Wang Wei](#), [Huang Feifei](#), [Li Jianwei](#), [Feng Hailiang](#) [采用LBP金字塔的人脸描述与识别](#)[期刊论文]-[计算机辅助设计与图形学学报](#)2009, 21(1)
2. [尹洪涛](#), [付平](#), [沙学军](#), [YIN Hong-tao](#), [FU Ping](#), [SHA Xue-jun](#) [基于DCT和线性判别分析的人脸识别](#)[期刊论文]-[电子学报](#)2009, 37(10)
3. [张旭](#), [曹健](#), [刘玉树](#) [基于二维非参数化判别分析的人脸识别](#)[期刊论文]-[北京理工大学学报](#)2009, 29(9)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_bjlgdxxb201011020.aspx