

基于非负张量分解的人脸识别算法研究

梁秋霞 何光辉 陈如丽 楚建浦

(重庆大学数学与统计学院 重庆 401331)

摘 要 人脸识别是生物特征识别中一个活跃的研究领域。非负张量分解作为非负矩阵分解的多线性推广,已被成功应用到人脸识别等领域。提出了基于非负张量分解的人脸识别算法。该方法无需将人脸矩阵向量化,从而保持了人脸矩阵的内部结构,即人脸图像的整体结构,使人脸特征提取更精确。实验结果表明,与经典的人脸识别算法如PCA和NMF相比,该算法提供了一种更好的脸部表示模式,提高了人脸识别的正确率。

关键词 人脸识别,非负矩阵分解,非负张量分解

中图法分类号 TP391.4

文献标识码 A

DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.10.058

Research of Face Recognition Algorithm Based on Nonnegative Tensor Factorization

LIANG Qiu-xia HE Guang-hui CHEN Ru-li CHU Jian-pu

(College of Mathematics and Statistics, Chongqing University, Chongqing 401331, China)

Abstract Face recognition is an active research area of biometric identification. Nonnegative tensor factorization is the multiple linear extension of nonnegative matrix factorization, which has been successfully applied to face recognition and other fields. A face recognition algorithm based on nonnegative tensor factorization was proposed. This method need not transform a face matrix into a vector, thereby maintaining the internal structure of the human face matrix, thus maintaining the overall structure of the facial images and making the extraction of facial feature more accurate. The experimental results show that, compared with the classical face recognition algorithms such as PCA and NMF, the face recognition algorithm based on nonnegative matrix factorization provides better representation of face patterns and improves the accurate rate of face recognition.

Keywords Face recognition, Nonnegative matrix factorization, Nonnegative tensor factorization

1 引言

近几十年来,人脸识别在生物特征识别研究领域取得了显著成果,大量人脸识别算法^[1-4]被提出。目前最广泛使用的人脸识别方法是降维识别,就是先把高维人脸图像进行特征提取降至低维空间,在低维空间中进行人脸识别。常用的代表性的线性降维方法有主成分分析(PCA)、独立成分分析(ICA)、线性判别分析(LDA)等,这些方法都是根据特定的目标函数,通过线性映射到将高维人脸图像映射低维特征脸空间进行人脸识别。然而,人脸图像是一种高度非线性的数据,光照、表情、年龄等都会影响人脸结构。因此许多非线性降维算法被引入到人脸识别中,如等距映射(ISOMAP)、局部保持投影(LPP)、基于核方法的PCA等。该类算法在一定程度上获取人脸的非线性特征,进一步提高人脸识别率。自从Lee等人^[5,6]在《Nature》杂志上发表了非负矩阵分解(NMF)算法之后,NMF^[7]就成了一种流行的处理非负数据的方法。由于人脸图像元素的非负性,NMF算法也可以应用到人脸识别领域。与经典的人脸识别算法相比,NMF避免了负元素的出现,从而能在一定程度上提高人脸识别率。

无论是线性或非线性方法,还是NMF算法,这些典型的人脸识别算法都会将二维的人脸图像数据降成一维向量进行处理,从而破坏了人脸图像原有的几何结构,且进行数据降维与特征提取时,信息在此过程中可能会丢失,也可能导致维数灾难和小样例情形的发生^[8]。而张量表示在一定程度上可以避免上述缺点。张量是矩阵的推广,在信号处理、数据挖掘和模式识别等诸多领域中通常需要处理大量的多线性数据即张量数据。例如一幅灰度人脸图像可表示为二阶张量,灰度人脸图像集可表示为三阶张量。近年来,基于张量的数据处理方法已成为信息科学研究的一个热点。基于张量的两种分解模型——Tucker分解和Parafac/Candecomp分解,研究人员提出了很多非负张量分解算法(NTF)。Welling等人^[9]提出了正张量分解的不动点算法;Kim等人^[10]提出了非负Tucker张量分解乘性迭代算法。Tamir等人^[11]从梯度角度提出了乘性迭代算法。刘亚男等人^[12]提出了基于反馈稀疏约束的非负张量分解算法。本文运用NTF提出了基于非负张量分解的人脸识别算法,将NTF算法应用于人脸图像,保持人脸图像的内部空间结构,即保留了脸部局部模式,从而提高人脸识别正确率。

到稿日期:2015-09-27 返修日期:2016-03-07 本文受国家自然科学基金项目:图像运动模糊不变量特征学习(61572087)资助。

梁秋霞(1989—),女,硕士生,主要研究方向为模式识别;何光辉(1976—),男,博士,副教授,主要研究方向为模式识别、小波分析;陈如丽(1990—),女,硕士生,主要研究方向为模式识别;楚建浦(1990—),男,硕士生,主要研究方向为模式识别。

2 NMF 算法

NMF 作为一种线性的非负数据分解技术首次被 Lee 和 Seung 提出,随后他们对 NMF 算法的公式推导进行了详细阐述^[6]。给定非负 $n \times m$ 矩阵 V 和秩 r ,NMF 就是找到一个非负 $n \times r$ 矩阵 W 和 $r \times m$ 矩阵 H ,使得 WH 的乘积近似于 V ,即:

$$V \approx WH \quad (1)$$

其中,选择 r 为一个远远小于 n 和 m 的数,这样矩阵 W 与矩阵 H 加起来的元素个数要比原始矩阵 V 少得多。

用向量形式重写式(1),设矩阵 V 的第 i 列为 v_i ,矩阵 H 的第 i 列为 h_i ,则式(1)可以写为:

$$v_i \approx Wh_i \quad (2)$$

为了求逼近因子 W 和 H ,可选择欧氏距离作为目标误差函数,公式为:

$$E(W, H) = \|V - WH\|^2 = \sum_{ij} [V_{ij} - (WH)_{ij}]^2 \quad (3)$$

NMF 算法的目标就是求使式(3)误差最小的非负矩阵 W 和 H 。

文献[6]中用乘性迭代算法给出了目标函数的迭代公式:

$$\begin{cases} W_{ij} = W_{ij} \cdot \frac{(VH^T)_{ij}}{(WHH^T)_{ij}} \\ H_{ij} = H_{ij} \cdot \frac{(W^T V)_{ij}}{(W^T WH)_{ij}} \end{cases} \quad (4)$$

根据式(2)可知,将矩阵 W 的每一列 W_i 看作人脸图像的基模块,则 h_i 为对应每一个模块的权重系数,这样将每一个人脸图像基模块 W_i 乘以权重系数,会构成一个人脸图像 v_i 。所以与 PCA 中的特征脸相似,矩阵 W 的每一列 W_i 也为非负矩阵分解的特征脸。

Lee 等人在文献[5]中对 NMF 的特征脸进行过说明:NMF 的特征脸描述的是人脸的模块图像,而 PCA 的特征脸描述的是整幅人脸图像。这是因为在 NMF 的过程中,系数矩阵 h_i 为非负,不存在减去特征脸。另外文献[5]还指出:NMF 算法比 PCA 算法稀疏,即 NMF 算法是一种稀疏算法。

PCA 算法和 NMF 算法都是将每幅人脸图像表示成向量形式。这种处理方法会破坏人脸图像的空间内部结构,导致信息如局部图像结构(即空间冗余)的丢失^[13],也可能导致维数灾难。而且 NMF 算法的分解是不唯一的,文献[14]给出了保证 NMF 算法分解唯一的一些法则,当然这些法则不包括分解因子中产生“鬼影”的不变部分,并且不能破坏基向量的稀疏性。下文引入的 NTF 算法在一定程度上可以避免上述缺点。

3 NTF

3.1 张量代数基本运算

张量是向量和矩阵的高阶推广, N 阶张量 $A \in R^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$ 可以由 N 个指标来表示,其中 $(i_1, i_2, \dots, i_N)$ 元素为 $A_{(i_1, i_2, \dots, i_N)}$ 。假设张量 $A, B \in R^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$ 。

定义 1 张量 A 的 n 模式矩阵化为矩阵 $A_{(n)} \in R^{I_n \times \prod_{j \neq n} I_j}$,其中 $(A_{(n)})_{i_n j} = A_{i_n i_2 \dots i_N}$, $j = 1 + \sum_{k=1, k \neq n}^N (i_k - 1) \prod_{m=1, m \neq n}^{k-1} I_m$ 。

定义 2 张量 A 的 PAREFAC 或 Kruskal 分解为 $A =$

$U^{(1)} \otimes \dots \otimes U^{(N)}$,其中 $U^{(n)} \in R^{I_n \times r}$,“ $\otimes$ ”表示外积。

定义 3 $A \otimes B$ 表示 A 与 B 的 Kronecker 积,即 A 的每个元素乘以 B ; $A \odot B$ 表示 A 与 B 的 Khatri-Bao 积,即 A 与 B 对应的列的 Kronecker 积。

3.2 NTF 算法

NTF 算法作为 NMF 算法的推广,首次被 Welling 等人^[15]提出,他们也给出了启发式的乘性更新算法(Multiplicative update rules)。人脸图像可以看作二阶张量,人脸图像集可看作三阶张量。

对于给定 $d_1 \times d_2 \times d_3$ 的张量 A ,其中 $d_1 \times d_2$ 是像素, d_3 是图像数量,张量 A 的元素为 $A_{r,s,t}$,其中 $r=1,2,\dots,d_1$; $s=1,2,\dots,d_2$; $t=1,2,\dots,d_3$ 。采用张量的 Kruskal 分解(定义 2)将张量 A 分解为 $A = \sum_{m=1}^k u^m \otimes v^m \otimes w^m$,即 $A_{r,s,t} = \sum_{m=1}^k u_r^m v_s^m w_t^m$ 。其中 $U = [u^1, \dots, u^k]$ 是 $d_1 \times k$ 的矩阵, $V = [v^1, \dots, v^k]$ 是 $d_2 \times k$ 的矩阵, $W = [w^1, \dots, w^k]$ 是 $d_3 \times k$ 的矩阵。

此时根据定义 3,若令 $(U \odot V)W^T = [X_1, \dots, X_{d_3}]$,则 X_t 就是 $\text{vec}(A_t)$,即 $\text{vec}(A_t)$ 是基 $u^i \otimes v^j = \text{vec}(u^i v^j)$ 与系数 W^T 的线性组合。

类似于 NMF,为求逼近因子 W 和 H ,在欧氏距离下的误差目标函数为:

$$E = \frac{1}{2} \|A - \sum_{m=1}^k u^m \otimes v^m \otimes w^m\|_F^2 \quad (5)$$

非负张量分解就是求使得式(5)误差最小的非负张量 U, V, W ,即:

$$\min_{u^m, v^m, w^m} \frac{1}{2} \|A - \sum_{m=1}^k u^m \otimes v^m \otimes w^m\|_F^2 \quad (6)$$

s. t. $u^m, v^m, w^m \geq 0$

式(6)中由于 $d\langle A, A \rangle = 2d\langle A, dA \rangle$,因此有:

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} d\langle A - \sum_{m=1}^k u^m \otimes v^m \otimes w^m, A - \sum_{m=1}^k u^m \otimes v^m \otimes w^m \rangle \\ = \langle A - \sum_{m=1}^k u^m \otimes v^m \otimes w^m, d[A - \sum_{m=1}^k u^m \otimes v^m \otimes w^m] \rangle \quad (7) \end{aligned}$$

关于 u^i 求微分,并且记: $d[A - \sum_{m=1}^k u^m \otimes v^m \otimes w^m] = -d(u^i) \otimes v^j \otimes w^j$, $f = \frac{1}{2} \|A - \sum_{m=1}^k u^m \otimes v^m \otimes w^m\|_F^2$ 。则

$$\begin{aligned} df(u^i) = \langle \sum_{m=1}^k u^m \otimes v^m \otimes w^m, d(u^i) \otimes v^j \otimes w^j \rangle - \\ \langle A, d(u^i) \otimes v^j \otimes w^j \rangle \quad (8) \end{aligned}$$

关于 u^i 的第 i 阶求微分,则:

$$\begin{aligned} df(u_i^i) = \langle \sum_{m=1}^k u^m \otimes v^m \otimes w^m, e_i \otimes v^j \otimes w^j \rangle - \\ \langle A, e_i \otimes v^j \otimes w^j \rangle \quad (9) \end{aligned}$$

其中, e_i 是 $d_1 \times d_1$ 的单位矩阵。

于是有:

$$\frac{\partial f}{\partial u_i^i} = \sum_{m=1}^k u_i^m \langle v^m, v^j \rangle \langle w^m, w^j \rangle - \sum_{s,t} A_{i,s,t} v_s^j w_t^j \quad (10)$$

应用梯度下降公式并且令参数:

$$\mu(u_i^i) = \frac{u_i^i}{\sum_{m=1}^k u_i^m \langle v^m, v^j \rangle \langle w^m, w^j \rangle} \quad (11)$$

则可得 NTF 的更新规则:

$$u_i^i \leftarrow \frac{u_i^i \sum_{s,t} A_{i,s,t} v_s^j w_t^j}{\sum_{m=1}^k u_i^m \langle v^m, v^j \rangle \langle w^m, w^j \rangle} \quad (12)$$

$$v_i^j \leftarrow \frac{v_i^j \sum_{r,s} A_{r,s,i} u_r^j w_s^j}{\sum_{m=1}^k v_i^m \langle u^m, u^j \rangle \langle w^m, w^j \rangle} \quad (13)$$

$$w_i^j \leftarrow \frac{v_i^j \sum_{r,s} A_{r,s,i} u_r^j w_s^j}{\sum_{m=1}^k v_i^m \langle u^m, u^j \rangle \langle v^m, v^j \rangle} \quad (14)$$

将上面的更新规则转换成矩阵形式得到算法 1,此算法的推导应用了梯度下降公式。

算法 1 NTF 算法

输入:张量 A,分解因子数 k,相对误差 ϵ

输出:满足使得

$$\|A - \sum_{m=1}^k u^m \otimes v^m \otimes w^m\|_F^2 < \epsilon \text{ 的}$$

U, V, W, 且非负

过程:(I) 随机初始化非负矩阵 U, V, W;

(II) 固定 V, W, 更新 U,

$$U = U \frac{A_{(1)} X}{(U X^T X)}, \text{ 其中 } X = W \odot V;$$

固定 U, W, 更新 V,

$$V = V \frac{A_{(2)} Y}{(V Y^T Y)}, \text{ 其中 } Y = W \odot U;$$

固定 U, V, 更新 W,

$$W = W \frac{A_{(3)} Z}{(W Z^T Z)}, \text{ 其中 } Z = V \odot U;$$

循环(II)直至相对误差小于 ϵ 。

4 实验

本文用 MATLAB 分别对 ORL 和 CBCL 人脸库进行实验,其中 ORL 人脸库是由 40 个人 400 幅 112×92 的人脸图像组成,CBCL 人脸库由 2429 幅 19×19 的人脸图像组成。NMF 是将每幅图像向量化后构成的 10304×400 和 361×2429 的矩阵再分解,而非负张量分解是直接对 $112 \times 92 \times 400$ 和 $19 \times 19 \times 2429$ 的张量进行分解。本文实验条件为 PC 机, CPU 2.0GHz, Windows8, Matlab7.0。实验的训练样本和待测样本是随机选取的,图 1 给出了使用 ORL 人脸库时 NTF 算法在不同情况下的运行时间。从图 1 可以看出,随着实验条件的复杂化(迭代次数、训练样本数或特征维数的增加),本文提出的基于 NTF 的人脸识别方法的运行时间趋于稳定增长且增幅不大,说明此算法有较强的可伸缩性。

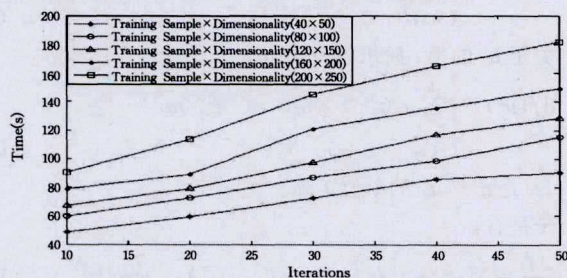


图 1 NTF 算法在不同情况下的运行时间

实验时使用 NMF 和 NTF 两种算法对 CBCL 人脸库进行分解和特征提取。图 2 是由 NMF 算法产生的特征脸,可以清楚地看到特征脸上的“鬼影”结构和图像局部分解的复杂性。NTF 算法产生的分解因子不仅是稀疏的,还是可分离的,即秩为 1 的矩阵,这些因子表示成人脸结构特征时更清晰,即人脸的局部特征更尖锐,如图 3 所示。如果将 NTF 产

生的因子在相同位置的部分求和,因子的和代表更高秩的部分分解,这样更有利于观察特征脸的结构,其中相同部位因子的和表示人脸结构的一部分,如眼睛、鼻子、嘴巴等,图 4 所示的这些因子的和所代表的局部特征更能清楚地观察出来。



图 2 NMF 特征脸(CBCL 人脸库)



图 3 NTF 特征脸(CBCL 人脸库)



图 4 相同部位因子相加后的 NTF 特征脸(CBCL 人脸库)

实验中又计算了 NTF 算法产生的 50 个因子,并且利用它们进行人脸图像重构,得到的结果如图 5 所示。由于 NMF 算法的因子是一个满秩的矩阵,因此对于相同的图像(CBCL 人脸库中 19×19 的图像),由 NMF 算法得到的一个因子对应由 NTF 算法得到的 19 个因子。为了比较重构图像的保真度即复原效果,实验计算由 NMF 算法产生的 3 个因子,并利用它们进行重构,得到的图像如图 6 所示。显然图 6 的复原效果没有图 5 的效果好,这说明相同的条件下 NTF 算法的效率更高。



图 5 NTF 算法下的重构图像(CBCL 人脸库)

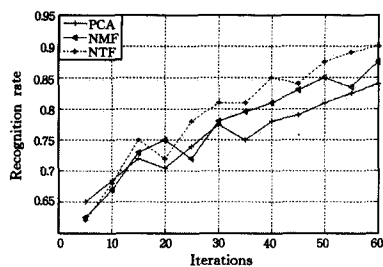


图 6 NMF 算法下的重构图像(CBCL 人脸库)

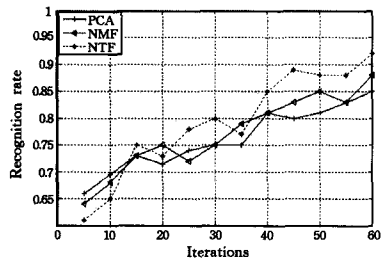
5 实验结果分析

利用 PCA、NMF 算法和算法 1(NTF)在 ORL 人脸库和 CBCL 人脸库上验证 NTF 算法的有效性。为了控制实验条件,所有的图像都通过人工裁剪成相同的尺寸。实验分别在不同的迭代次数、不同的训练样本数、不同的维度下对样本的识别率进行比较,结果如图 7—图 9 所示。实验在不同的迭代次数下取 $k=50$ 。

由图 7 可知,在不同的人脸库下对比相同的识别率,NTF 算法所需要的迭代次数相对较少,且在相同的迭代次数下,NTF 算法的识别率较高,这与在相同条件下 NTF 算法的效率更高相对应。图 8 显示了随着训练样本数的增加,各个算法的识别率都呈现升高的趋势,但 NTF 算法的增长趋势更加明显。图 9 也说明在不同的特征维数下 NTF 算法的效果最好。



(a)迭代次数变化时的识别率(ORL人脸库)



(b)迭代次数变化时的识别率(CBCL人脸库)

图 7

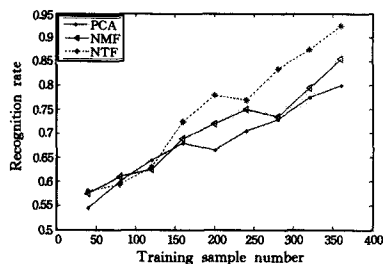


图 8 训练样本数变化时的识别率(ORL人脸库)

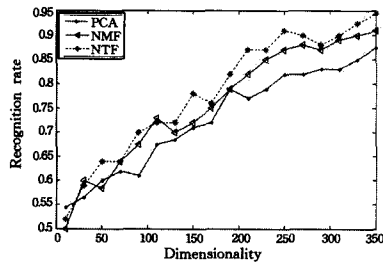


图 9 维度变化时的识别率(ORL人脸库)

图 10 展示的是 NTF 在不同的分类器(欧氏距离和余弦距离)下的识别结果,利用余弦距离分类时 NTF 的识别率相对较好,这是因为相比欧氏距离,余弦距离更加注重向量在方向上的差异,它的相似度度量不会受指标刻度的影响。

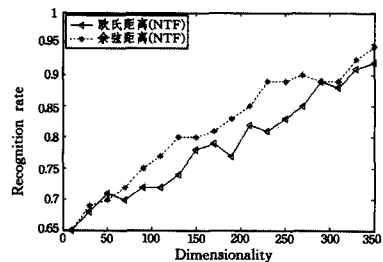


图 10 NTF 算法在不同分类器下的识别率(ORL人脸库)

由于本实验的训练样本和待测样本都是随机选取的,因此实验时可能会出现个别识别率不稳定的情况,如图 7—图 10 中识别率偶尔会有下降,但本文算法识别率的整体趋势还

是稳步上升且高于经典人脸识别算法。图 11 显示了 4 种人脸识别方法 PCA、NMF、LNTF(线性非负矩阵分解)、NTF 的等错误率^[16]的比较,其中等错误率是基于特征维数绘制的。图 11 表明使用 NTF 进行人脸识别时算法整体效能最高。

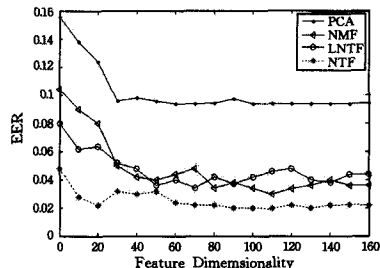


图 11 不同特征维数下各算法的等错误率(ORL人脸库)

结束语 本文提出了一种基于非负张量分解的人脸识别方法,此方法能保持人脸图像的空间内部结构,保存人脸局部信息,更有利于图像的复原。实验也从不同的迭代次数、训练样本数和特征维数等方面表明 NTF 算法的效率比 NMF 或 PCA 算法更高,能较好地表示人脸脸部局部模式,具有较高的识别率。并且不同的分类器对此算法的影响也不同。该方法在一定程度上提高了人脸识别率,然而,由于时间限制,该方法的研究还有许多不足和需要改进之处,如在人脸识别中多个人脸图像构成张量时,没有考虑图像本身可能存在的稀疏特性。而在图像处理中,很多图像都具有稀疏性,或者它们在适当的线性变换(如傅里叶变换、小波变换)下是稀疏的。用稀疏逼近代替原始图像可以降低图像处理成本,提高图像识别效率。因此将图像稀疏性作为一个约束项添加到非负张量分解的目标函数(见式(5))中是合理的。因而研究基于系数约束的非负张量分解人脸识别算法将是下一步研究的工作;并且该算法的时间复杂度在实验条件复杂化时有所提高,如何降低时间复杂度也需要我们进一步研究。

参考文献

- [1] Belhumeur P, Hespanha J, Kriegman D. Eigenfaces vs. fisherfaces; Recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720
- [2] Zhao W Y, Chellappa R, Rosenfeld R, et al. Face recognition a literature survey[J]. ACM Computing Survey, 2003, 35(4): 399-458
- [3] He Guang-hui, Tang Yuan-yan, Fang Bin, et al. Weightiness image partition in 3D face recognition[C]// International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 2009: 5068-5071
- [4] Zhang Tai-ping, Tang Yuan-yan, Fang Bin, et al. Face Recognition under Varying Illumination Using Gradient face[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(11): 2599-2606
- [5] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. Nature, 1999, 401(21): 788-791
- [6] Lee D D, Seung H S. Algorithms for non-negative matrix factorization[C]// Advances in Neural Information Processing. 2000
- [7] Zhang Tai-ping, Fang Bin, Tang Yuan-yan, et al. Topology preserving non-negative matrix factorization for face recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(4): 574-584

- [8] Yan Shui-cheng, Xu Dong, Yang Qiang, et al. Multilinear discriminant analysis for face recognition[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2007, 16(1): 212-220
- [9] Welling M, Weber M. Positive tensor factorization [J]. Pattern Recognition Letters, 2001, 22(12): 1255-1261
- [10] Kim Y D, Chio S. Nonnegative tucker decomposition [C]// Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2007: 1-8
- [11] Hazan T, Polak S, Shashua A. Sparse Image Coding Using a 3D Non-Negative Tensor Factorization [C] // Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV 2005). IEEE Computer Society Press, 2005, 1: 50-57
- [12] Liu Ya-nan, Tu Zheng-zheng, Luo Bin. Non-negative Tensor Factorization Based on Feedback Space Constraints[J]. Journal of Computer Application, 2013, 33(10): 2871-2873 (in Chinese)
- 刘亚男, 涂铮铮, 罗斌. 基于反馈稀疏约束的非负张量分解算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(10): 2871-2873
- [13] Shahua A, Lein A. Linear image coding for regression and classification using the tensor-rank principle[C]// Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hawaii, Dec. 2001
- [14] Donoho D, Stodden V. When does non-negative matrix factorization give a correct decomposition into parts[OL]. <http://hdl.handle.net/10022/AC:P:11433>
- [15] Welling M, Weber M. Positive tensor factorization[J]. Pattern Recognition Letters, 2001, 22(12): 1255-1261
- [16] Zafeiriou S, Tefas A, Buciu I, et al. Exploiting discriminant information in nonnegative matrix factorization with application to frontal face verification[J]. IEEE Trans. Neural Netw, 2006, 17(3): 683-695

(上接第 311 页)

- [16] Martin D R, Fowlkes C C, Malik J. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(5): 530-549
- [17] Gevers T, Stokman H. Robust Histogram Construction from Color Invariants for Object Recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 113-117
- [18] Tsin Y, Collins R T, Ramesh V, et al. Bayesian Color Constancy for Outdoor Object Recognition[C]// Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society, 2001: 1132
- [19] Muselet D, Macaire L. Combining color and spatial information for object recognition across illumination changes[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(10): 1176-1185
- [20] Serre T, Wolf L, Bileschi S, et al. Robust object recognition with cortex-like mechanisms[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(3): 411-426
- [21] Drimuss A, Petersen M B, Bilberg A. Object texture recognition by dynamic tactile sensing using active exploration[C]// Proceedings of the Robot and Human Interactive Communication, 2012 IEEE. IEEE, 2012: 277-283
- [22] Drimbarean A, Whelan P F. Experiments in colour texture analysis[J]. Pattern Recognition Letters, 2001, 22(10): 1161-1167
- [23] Lazebnik S, Schmid C, Ponce J. A maximum entropy framework for part-based texture and object recognition[C]// Tenth IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 2005: 832-838
- [24] Dalal N, Triggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection[C]// Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2005: 886-893
- [25] Swain M, Ballard D. Color indexing[J]. International Journal of Computer Vision, 1991, 7(1): 11-32
- [26] Schiele B, Crowley J L. Recognition without correspondence using multidimensional receptive field histograms[J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 36(1): 31-50
- [27] Linde O, Lindeberg T. Object recognition using composed receptive field histograms of higher dimensionality[C]// International Conference on Pattern Recognition. Cambridge, U. K. II: 2004: 1-6
- [28] Linde O, Lindeberg T. Composed complex-cue histograms: An investigation of the information content in receptive field based image descriptors for object recognition[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2012, 116(4): 538-560
- [29] Arbelaez P, Maire M, Fowlkes C, et al. From contours to regions: An empirical evaluation[C]// Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition. 2009: 2294-2301
- [30] Kovess P. MATLAB and Octave Functions for Computer Vision and Image Processing[OL]. <http://www.csse.uwa.edu.au/~pk/research/matlabfns/#edgelinek>
- [31] Wang X, Bai X, Ma T, et al. Fan shape model for object detection[C]// Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012: 151-158
- [32] Chia Y S, Rahardja S, Rajan D, et al. Object recognition by discriminative combinations of line segments and ellipses[C]// Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2010: 2225-2232
- [33] Chia A Y, Rajan D, Leung M K, et al. Object recognition by discriminative combinations of line segments, ellipses and appearance features[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 34(9): 1758-1772
- [34] Shotton J, Blake A, Cipolla R. Contour-based learning for object detection[C]// Proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision. 2005, 1: 503-510
- [35] Fergus R, Perona P, Zisserman A. Object class recognition by unsupervised scale-invariant learning [C] // Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition. 2003: 264-271
- [36] Agarwal S, Roth D. Learning a sparse representation for object detection [C] // Proceedings of the European Conference on Computer Vision. 2002: 113-130
- [37] Leibe B, Leonardis A, Schiele B. Combined object categorization and segmentation with an implicit shape model[J]. Eccv Workshop on Statistical Learning in Computer Vision, 2004: 17-32
- [38] Winn J. The layout consistent random field for recognizing and segmenting partially occluded objects[C]// Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition. 2006, 1: 37-44