

非负矩阵分解在空间目标图像识别中的应用

孙静静^{1,2**}, 赵飞^{1*}

¹中国科学院光电研究院中国科学院计算光学成像技术重点实验室, 北京 100094;

²中国科学院大学, 北京 100049

摘要 将非负矩阵分解(NMF)算法应用到空间目标图像识别中,对两种传统 NMF 算法的迭代规则进行了改进,得到了稀疏 NMF 算法,并分别在二维(2D)和(2D)² 维度应用了这 3 种算法。在实验室模拟了空间光学环境,获得了多组空间目标缩比模型图像,图像预处理后建立了训练样本库和测试样本库,运用不同 NMF 算法对训练样本进行了特征基提取,采用最小距离分类器进行了测试样本的分类,各种 NMF 算法识别率均在 78% 以上,最高可达 90%。实验结果验证了所提算法的有效性,与其他已有的目标图像识别方法相比,具有准确率较高、速度快、资源开销少的优点。

关键词 图像处理; 图像识别; 非负矩阵分解; 空间目标图像; 最小距离分类器

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.101007

Application of Non-Negative Matrix Factorization in Space Object Recognition

Sun Jingjing^{1,2**}, Zhao Fei^{1*}

¹Key Laboratory of Computational Optical Imaging Technology, Academy of Opto-Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract In this study, we applies the non-negative matrix factorization (NMF) algorithm to space object image recognition. First, we obtain the sparse NMF algorithm by improving the iterative rules of two traditional NMF algorithms and separately apply the three algorithms to the two-dimension (2D) and (2D)² dimensions. Then, we simulate the space optical environment and acquire multiple sets of space-object-scaling model images in the laboratory. After image preprocessing, we establish the training and the testing sample databases, and extract the features of the training samples using different NMF algorithms. Finally, the minimum distance classifier is used to classify the testing samples. The results show that the recognition rates of various NMF algorithms are all above 78%, and the maximum is up to 90%. The experimental results confirm the effectiveness of the proposed algorithm. Compared with the existing methods for space object image recognition, the NMF algorithm is advantageous owing to its high accuracy, fast speed and low resource cost.

Key words image processing; image recognition; non-negative matrix factorization; space object image; minimum distance classifier

OCIS codes 100.3008; 100.2000

1 引言

随着航天事业的蓬勃发展,发射进入太空的目标数目不断增加,为保证国家空间财产的安全,建立空间目标监视系统显得愈发重要,其中空间目标的

分类识别是空间目标监视的重要组成部分。从空间目标图像中能够获取目标的几何结构、表面纹理等细节特征,为空间目标识别提供了可靠的依据^[1]。

与普通地物图像不同,空间目标图像获取时由于光源单一(除太阳光外无环境杂散光),其所处光

收稿日期: 2018-11-27; 修回日期: 2018-12-08; 录用日期: 2018-12-21

基金项目: 中国科学院战略优先研究项目(XDA17040200)

* E-mail: zhaofei@aoe.ac.cn; ** E-mail: sunjingjing16@mailsucas.ac.cn

照环境在太阳光照区和地球阴影区交替变化,目标运动变化及其本身材料以镜面反射材料为主,致使空间目标图像具有黑背景多、冗余度高、动态范围较高等特点,这些都为空间目标图像识别带来了很大的困难。张健等^[2]选取 Hu 不变矩的前 4 个不变矩和仿射不变矩组合新的特征向量——组合不变矩,结合基于人工神经网络(ANN)的分类器实现两类空间目标的分类。曾万梅等^[3]将仿射不变矩和归一化转动惯量(NMI)特征组合成新的特征向量进行主成分提取,并结合 Fisher 线性判别分类器实现 4 种空间目标图像的分类。上海交通大学的王晓雪等^[4]根据空间目标的不变矩、几何以及灰度特征提取空间目标的特征向量,并通过 Voronoi 距离的核聚类算法对 3 类空间目标进行识别。以上方法都是基于空间目标的不变矩实现分类识别,但是当空间目标存在角度、光照、仿射等变化时会导致无法从图像上准确切割目标。为解决这个问题,蒋飞云等^[5]提出了基于局部不变特征的空间目标图像分类方法,首先提取每幅图像的局部不变特征,利用高斯混合模型(GMM)建立全局的视觉模式,然后依据最大后验概率匹配局部特征和视觉模式来构造整个训练集图像的共现矩阵,采用概率潜在语义分析(PLSA)得到图像的潜在类别表示,实现图像的二次表示,最后利用支持向量机(SVM)实现分类,该方法计算量较大,当目标种类复杂、数据量大时无法实现实时处理。2006 年,国防科技大学精确制导与自动目标识别(ATR)实验室^[6]提出了基于二维小波变换的空间目标识别方法,首先对 5 类空间目标的逆合成孔径雷达(ISAR)像进行二维小波变换,然后从近似分类和细节分量中提取奇异值特征,最后应用径向基函数(RBF)神经网络进行分类识别。安萌等^[7]提出了一种基于边界模块训练模式的目标识别方法,首先提取目标的边界片段组成弱分类器,然后使用 AdaBoost 算法将它们训练为强分类器,用其完成目标的检测和识别。Ren 等^[8]利用压缩感知方法,首先根据训练样本得到一个稀疏表征字典,然后利用测试矩阵获得测试样本的线性量度,通过解决最优化问题实现 3 类空间目标图像的分类识别,但是系数表征容易缺失图像的有效信息。Cao 等^[9]提出基于克利福德代数(CA)的仿生模式,并对 6 种空间目标图像进行分类识别,该方法将空间目标图像扩展到高维向量空间,容易带来维数灾难,且忽略了图像的局部特征。

已有的方法虽然都实现了一定的空间目标图像

识别效果,但存在算法复杂、耗时长、存储空间大等不足,而且大部分已有的研究都是采用仿真获得空间目标图像数据,没有充分考虑到噪声、运动模糊、几何畸变等对图像造成的影响。本文研究的基于非负矩阵分解(NMF)算法在保证所有元素值都为非负的约束条件下实现矩阵分解,具有算法简单、实现快速、存储空间小的优势,可以弥补已有方法的不足;为了解决空间目标图像库的问题,本文模拟地基光照场景,用仪器和技术平行类比地基观测时光源-目标-探测器方位,获取大量可用的空间目标图像,实验数据比较真实。本文采用非负矩阵分解对空间目标图像训练样本进行特征基提取,构建特征基空间,然后将测试样本分别投影到特征基矩阵空间,获取对应的系数矩阵,最后采用最小距离分类器实现分类识别。

2 非负矩阵分解

非负矩阵分解(NMF),其基本思想是将非负矩阵 \mathbf{X} 近似分解为低维的非负矩阵 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 的乘积,使 $\mathbf{H} \approx \mathbf{W} \times \mathbf{H}$,如图 1 所示, $\mathbf{X}_{m \times n}$ 表示空间目标图像集,其每一列对应某一幅空间目标图像,按照如图 2 所示的扫描方式(先依次从上往下排列后再按照从左向右的顺序排列)将图像的像素值排列成 m 维向量,然后将 n 幅图像依次排列组成 $m \times n$ 阶矩阵,基矩阵 $\mathbf{W}_{m \times k}$ 代表 $\mathbf{X}_{m \times n}$ 的基本特征, $\mathbf{H}_{k \times n}$ 代表系数矩阵, k 代表特征数目,必须是正整数且通常满足 $k \leq mn / (m + n)$ 。

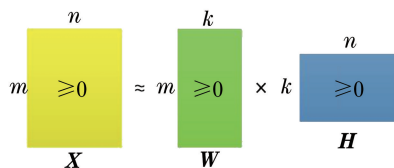


图 1 NMF 原理图

Fig. 1 Principle diagram of NMF

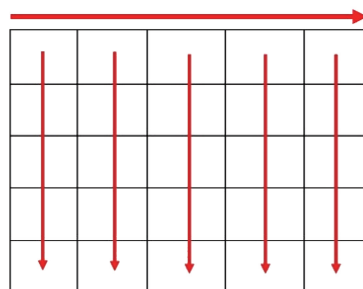


图 2 扫描方式

Fig. 2 Scanning mode

NMF 问题可归结为使用某种目标函数优化测量近似效果,传统的两种方法分别是 Lee 提出的基于欧氏距离(ED)度量和 Seung 提出的基于广义 K-L 散度(GKLD)^[10],即

$$D(\mathbf{W}, \mathbf{H}) = \|\mathbf{W} - \mathbf{H}\|^2 = \sum_{ij} (\mathbf{W}_{ij} - \mathbf{H}_{ij})^2, \quad (1)$$

$$D(\mathbf{W} \parallel \mathbf{H}) = \sum_{ij} (\lg \frac{\mathbf{W}_{ij}}{\mathbf{H}_{ij}} - \mathbf{W}_{ij} + \mathbf{H}_{ij})^2, \quad (2)$$

式中: D 代表目标函数, $i=1,2,3,\dots,m, j=1,2,3,\dots,n$,其中 n 表示样本数目; \mathbf{W} 表示原始图像数据经过非负矩阵分解后的基矩阵; \mathbf{H} 表示非负矩阵分解后的系数矩阵, \mathbf{W}_{ij} 和 \mathbf{H}_{ij} 分别表示矩阵 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 在 (i, j) 的数值;上述两种方法都要求在交替迭代过程中使得目标函数最小化,重复迭代规则保证 NMF 收敛于局部最优,其迭代规则如下。

1) $D(\mathbf{W}, \mathbf{H})$ 对应的目标函数为

$$\mathbf{W}_{ik} \leftarrow \mathbf{W}_{ik} \frac{(\mathbf{X}\mathbf{H}^T)_{ik}}{(\mathbf{W}\mathbf{H}\mathbf{H}^T)_{ik}}, \quad (3)$$

$$\mathbf{H}_{kj} \leftarrow \mathbf{H}_{kj} \frac{(\mathbf{W}^T\mathbf{X})_{kj}}{(\mathbf{W}^T\mathbf{W}\mathbf{H})_{kj}}. \quad (4)$$

2) $D(\mathbf{W} \parallel \mathbf{H})$ 对应的目标函数为

$$\mathbf{W}_{ik} \leftarrow \mathbf{W}_{ik} \frac{\sum_j \mathbf{W}_{kj} \mathbf{X}_{kj} / (\mathbf{W}\mathbf{H})_{ij}}{\sum_i \mathbf{H}_{kj}}, \quad (5)$$

$$\mathbf{H}_{kj} \leftarrow \mathbf{H}_{kj} \frac{\sum_j \mathbf{H}_{ik} \mathbf{X}_{kj} / (\mathbf{W}\mathbf{H})_{ij}}{\sum_i \mathbf{W}_{ik}}, \quad (6)$$

式中: \mathbf{X} 表示原始图像矩阵;“T”表示对矩阵进行转置处理; $(\cdot)_{ij}$ 表示括号中所得矩阵的元素。

以上两种 NMF 算法在目前研究和应用中较为广泛,被认为是基本 NMF 算法的两个基准算法^[11]。但是将二维图像转换成高维向量易造成维数灾难,且易破坏图像行列之间的局部相关性,文献[12]提出二维主成分分析(2DPCA)法^[12],方蔚涛等^[13]将二维主成分分析和 NMF 的思想结合,提出了二维投影非负矩阵分解。二维非负矩阵分解(2DNMF),无需将图像矩阵转换成向量,可直接对图像矩阵进行处理,即把 n 幅 $p \times q$ 大小的二维图像 \mathbf{A}_n 排列成矩阵 $\mathbf{X} = [\mathbf{A}_1 \ \mathbf{A}_2 \ \mathbf{A}_3 \ \dots \ \mathbf{A}_n]$, \mathbf{X} 大小为 $p \times qn$ 。

2DNMF 可降低维数且保证了图像结构信息,为了更精确地保证图像的结构信息,高宏娟等^[14]提出了(2D)²NMF 算法,根据图像矩阵及其转置得到非负矩阵 $\mathbf{X}_{p \times qn}$ 和 $\mathbf{Y}_{q \times pn}$,然后分别进行 NMF 分解

后得到行基矩阵 $\mathbf{R}_{p \times k}$ 和列基矩阵 $\mathbf{C}_{q \times k}$,定义(2D)²NMF 基矩阵为: $\mathbf{W} = \mathbf{R}_{p \times k} \mathbf{C}_{q \times k}^T$ 。

传统的 NMF 算法分解得到的 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 均不具有正交性, Li 等^[15-16]提出增加“基矩阵 \mathbf{W} 每列正交”的约束进而增强稀疏性,降低数据冗余。当对图像矩阵进行 2D 和(2D)² 处理时无需将图像矩阵转换为向量,文献[17]提出在 K-L 散度的基础上增加“系数矩阵 \mathbf{H} 每行正交”的约束,得到稀疏非负矩阵分解算法^[17](SNMF)。此时,需要满足

$$\operatorname{argmin}\{F(\mathbf{W}, \mathbf{H})\} =$$

$$\sum_{ij} [X_{ij} \lg \frac{X_{ij}}{(\mathbf{W}\mathbf{H})_{ij}} - X_{ij} + (\mathbf{W}\mathbf{H})_{ij}]^2 + \partial \sum_{kj} H_{kj} \text{ s.t. } \mathbf{W} \geq 0, \mathbf{H} \geq 0, \mathbf{H}\mathbf{H}^T = \mathbf{I}, \quad (7)$$

其对应的乘法更新规则为

$$\mathbf{H}_{kj} \leftarrow \mathbf{H}_{kj} \frac{\sum_i X_{ij} \frac{\mathbf{W}_{ik}}{\sum_l \mathbf{W}_{il} \mathbf{H}_{lj}}}{1 + \xi}, \quad (8)$$

$$\mathbf{W}_{ik} \leftarrow \mathbf{W}_{ik} \frac{\sum_j X_{ij} \frac{\mathbf{H}_{kj}}{\sum_l \mathbf{W}_{il} \mathbf{H}_{lj}}}{\sum_i \mathbf{H}_{kj}}, \quad (9)$$

$$\mathbf{W}_{ik} \leftarrow \frac{\mathbf{W}_{ik}}{\sum_i X_{kn} \mathbf{H}_{in}}. \quad (10)$$

式中: F 表示目标函数; \mathbf{I} 表示单位矩阵; ξ 为常数。

本文将传统的基于欧氏距离度量的非负矩阵分解(EDNMF)和基于广义 K-L 散度的非负矩阵分解(KLNMF)以及增加“系数矩阵 \mathbf{H} 每行正交”约束的 SNMF 分别应用到一维、2D、(2D)² 三种维度上得到 EDNMF、KLNMF、SNMF、2DEDNMF、2DKLNMF、2DSNMF、(2D)²EDNMF、(2D)²KLNMF、(2D)²SNMF 共 9 种算法,然后采用实验室获取的空间目标图像,通过实验比较这 9 种算法的识别效果。

3 图像获取与预处理

该实验样本库中的空间目标图像由两部分组成:1)当同一空间目标在姿态位置相差较大时可以作为不同的空间目标图像,取实验室拍摄的某地球同步卫星在不同位置、不同姿态的 7 种 105 幅图像数据,实验室主体部分包括光源、目标转台、探测器^[18],其几何模型如图 3 所示;2)对其他途径获取的 3 种卫星图像进行角度旋转、缩放处理成姿态不同的 45 幅图像。

实验室模拟天基观测空间目标场景,获取分辨率大小为 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 的空间目标图像,但是拍摄的原始图像中夹杂着大量的噪声,会降低图像质量,需要在 NMF 分解之前对原始图像进行图像去噪预处理^[19]。研究发现,对于获取的图像,其主要噪声是椒盐噪声^[20],因此需对图像采用中值滤波去噪。

预处理完成后,创建了包含 10 类空间目标图像(图 4)的样本库,每类包含 15 幅空间目标图像,从每类图像中随机选取 10 幅作为训练样本,剩余的 5 幅图像作为测试样本,得到训练样本库 100 幅图像,测试样本库 50 幅图像。

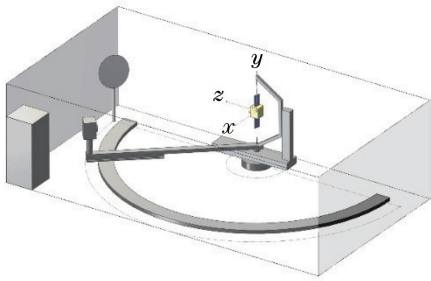


图 3 实验室几何模型

Fig. 3 Geometric model of laboratory

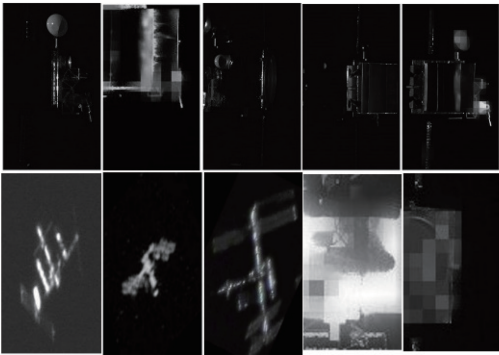


图 4 10 类空间目标图像

Fig. 4 Images of ten kinds of space objects

4 空间目标图像识别实验与结果分析

本实验采用第 3 节创建的样本库,在内存为 12.0 GByte 的计算机上操作 Matlab2014b 软件,为了保证实验的公平性,实验中所有识别算法均利用最小距离分类器进行分类识别,实验主要包括以下两个方面:

1) 保证训练样本数为 100,采用 EDNMF、KLNMF、SNMF、2DEDNMF、2DKLNMF、2DSNMF、 $(2D)^2$ EDNMF、 $(2D)^2$ KLNMF、 $(2D)^2$ SNMF 9 种算法,分别取 $k = 1, 4, 9, 16, 25,$

36, 49, 64, 81, 100 进行分类识别,比较不同 k 值下各种算法的识别率和运行时间。

2) 确定识别效果最优时 k 的值,然后在训练样本库中每类目标图像中随机取 1、2、 \dots 、10 幅图像得到训练样本数 $m = 10, \dots, 100$ 进行分类识别,比较不同训练样本数下各种算法的识别率和运行时间。

分类识别的主要流程如图 5 所示,分为两个阶段:1) 特征提取。首先对所需训练样本库作转换处理,构造出一维、2D、 $(2D)^2$ 维度的矩阵 \mathbf{X} ,然后分别采用 EDNMF、KLNMF、SNMF 算法进行 NMF 分解得到基矩阵 \mathbf{W} 和系数矩阵 \mathbf{H} 。2) 图像识别。分别对测试样本库和训练样本库中的单幅图像矢量向特征基矩阵空间逐个投影,得到系数矩阵 \mathbf{H}_T 和 \mathbf{H}_P ,然后利用最小距离分类器进行识别。

实验采用的最小距离分类又称最近邻分类^[21],是最基础的一种分类方法。本文比较的是训练样本系数与测试样本系数之间的欧氏距离,它的基本思想是:首先计算训练样本中每类空间目标图像矩阵向特征基矩阵空间投影后得到的对应系数集合的平均值,即特征中心,然后计算每个样本特征中心与测试样本系数的最小距离,其中最小值所在类别即测试样本类别。本文采用的评价标准是所有测试样本分类的正确率(CR),即

$$C_R = \frac{C}{T}, \quad (11)$$

式中: C 代表被正确分类识别的样本数目; T 代表测试样本总数目。

4.1 不同 k 值下各算法的识别效果

保证训练样本数为 100,分别采用 EDNMF、KLNMF、SNMF、2DEDNMF、2DKLNMF、2DSNMF、 $(2D)^2$ EDNMF、 $(2D)^2$ KLNMF、 $(2D)^2$ SNMF 这 9 种算法进行分类识别实验,统计各算法识别率(取 10 次平均)和运行时间(取 3 次平均)。

图 6 给出样本数为 100 时各 NMF 算法的识别率,横坐标代表特征数目 k ,纵坐标代表各算法识别率。由图 6 可看出,一维的 3 种算法的识别率较低,最高为 80%,故当把图像矩阵转换为向量时增加“ \mathbf{H} 每行正交”约束会降低算法识别率。 $(2D)^2$ NMF 和 2DNMF 识别率都在 80% 以上,最高可达 90%,而且并非 k 值越大,识别率越高,空间目标图像识别中,空间目标大都是规则的几何结构,特征较少,提取的特征数目过多反而会影响识别率。

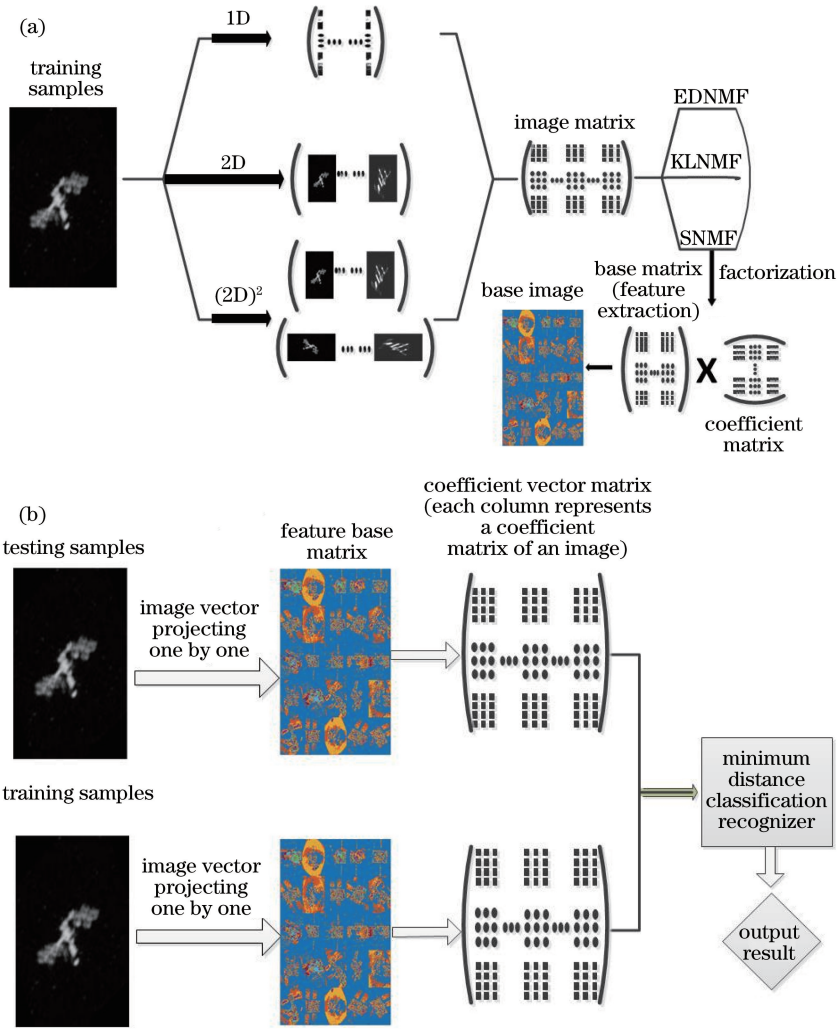


图 5 实验流程图。(a)特征提取;(b)空间目标图像识别

Fig. 5 Flow chart of experiment. (a) Feature extraction; (b) space object image recognition

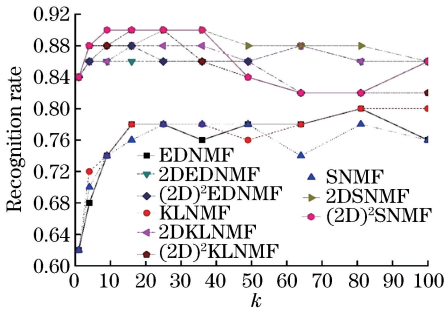


图 6 样本数为 100 时各 NMF 算法的识别率
Fig. 6 Recognition rate of each NMF algorithm under number of samples is 100

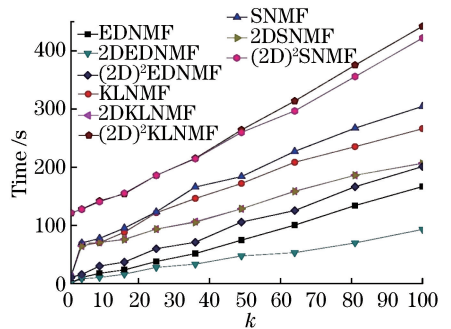


图 7 样本数为 100 时各 NMF 算法训练耗时
Fig. 7 Training time of each NMF algorithm under number of samples is 100

对各算法的训练耗时进行对比,如图 7 所示,横坐标代表特征数目 k ,纵坐标代表各算法训练耗时。由图 7 可以看出,对于同一维度, $t_S \approx t_{KL} > t_{ED}$,对于不同维度,训练样本时间 $t_{(2D)^2} > t_{1D} > t_{2D}$,其中 k 值越大,耗时越长;各种 NMF 算法测试耗时相差甚

微,取 $k = 100$ 时各算法测试耗时如表 1 所示,可得 $t_{1D} > t_{(2D)^2} > t_{2D}, t_{KL} > t_S > t_{ED}$ 。其中: t_{ED}, t_{KL}, t_S 分别代表 EDNMF、KLNMF、SNMF 这三类算法的运行时间; $t_{1D}, t_{2D}, t_{(2D)^2}$ 分别代表各类算法在 3 种维度上的运行时间。

表 1 样本数为 100 时各 NMF 算法测试耗时

Table 1 Testing time of each NMF algorithm under number of samples is 100

Algorithm	EDNMF	KLNMF	SNMF	2DED	2DKL	2DS	(2D) ² ED	(2D) ² KL	(2D) ² S
Testing time /s	0.994	1.014	1.036	0.662	0.676	0.665	0.713	0.734	0.722

4.2 不同测试样本数下各算法识别效果

通过 4.1 节实验发现,对于不同维度算法,其最优的 k 值不同,分别取其最优 k 值:1DNMF 秩 k 取 81,2DNMF 和 (2D)²NMF 秩 k 取 25。然后改变样本数,分别取 $m=10,20,30,40,50,60,70,80,90,100$,进行训练和识别,其识别率(取 10 次平均)如图 8 所示,横坐标代表样本数目,纵坐标代表各算法识别率。

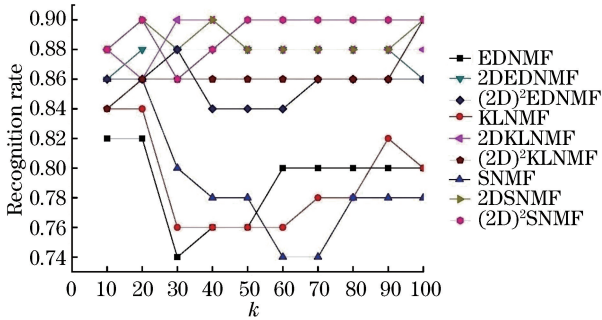


图 8 不同样本数下各 NMF 算法的识别率

Fig. 8 Recognition rate of each NMF algorithm under different numbers of samples

从图 8 中对比发现样本数的改变对一维 NMF 算法识别率影响较大,而对 2DNMF 和 (2D)²NMF

表 2 最优 k 值下各 NMF 算法测试耗时(样本数目为 100)

Table 2 Testing time of each algorithm under optimal k (number of samples is 100)

Algorithm	EDNMF	KLNMF	SNMF	2DED	2DKL	2DS	(2D) ² ED	(2D) ² KL	(2D) ² S
Testing time/s	1.031	1.036	1.014	0.535	0.548	0.532	0.722	0.728	0.709

为了证明所提算法的有效性,将 2DSNMF 算法(取样本数为 40, k 取 25)与文献[2]提出的基于组合不变矩特征(CIM)、文献[3]提出的 PCA 和文献[4]中的改进的核聚类(KFCM)4 种算法分别应用于本文实验获取的 10 类空间目标图像样本库,然后对这 4 种算法的识别效果作对比,从表 3 中可以看出,所提算法识别率高、运行快,基于 CIM 和 KFCM 方法都是利用不变矩提取目标的特征向量,需要从图像上切割出完整的目标,但由于拍摄角度、运动模糊等原因很难分割出完整的目标,且 KFCM 存在迭代过程中算法易陷入极小值的问题;PCA 是常用的、用于图像识别的矩阵分解算法,与 NMF 不同,它没有对矩阵元素增加非负约束,而图像的像素值均为非负,PCA 分解后负值的存在使得分解结果缺少可解释性和物理意义,同时它的算法相对复杂,

而言,当训练样本数大于 50(即每类空间目标图像数目为 5)时,样本数目的改变对识别率的影响较小。对于训练耗时,如图 9(横坐标代表样本数目,纵坐标代表各算法训练耗时)所示, $t_{1D} > t_{(2D)^2} > t_{2D}$,而对于不同算法,除 m 为 10 和 20 时 $t_{ED} > t_{KL}$ 之外,均满足 $t_S > t_{KL} > t_{ED}$,且训练样本数越大,测试时间越长;对于测试耗时(取样本数目为 100),如表 2 所示,可以看出 $t_{1D} > t_{(2D)^2} > t_{2D}$, $t_{KL} > t_{ED} > t_S$,其中 2DNMF 算法测试时间只有 0.5 s 左右。

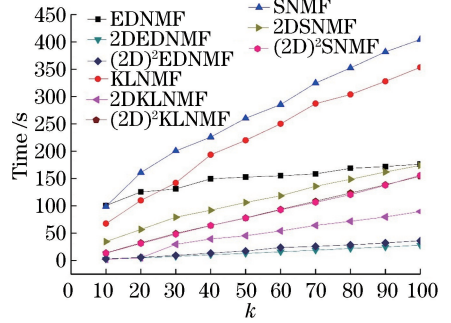


图 9 不同样本数下各 NMF 算法的训练耗时

Fig. 9 Training time of each NMF algorithm under different numbers of samples

训练耗时长。相比而言,所提 NMF 算法具有算法简单、运行速度快、存储空间小、分解结果可解释性的优点。

表 3 NMF 与已有方法的对比

Table 3 Comparison between NMF and existing methods

Method	NMF	Method in Ref. [2]	Method in Ref. [3]	Method in Ref. [4]
Recognition rate	0.9	0.72	0.84	0.67
Training time /s	38.91	135.47	5748.65	500.43

5 结 论

采用实际目标的轨道参数、姿态控制、观测几何等,利用卫星表面材料制作的高保真模型进行了实验室平行模拟观测,获得了较真实有效的空间目标

图像样本库。将 3 种不同迭代规则的算法: EDNMF、KLNMF、SNMF 分别应用到一维、2D 和 $(2D)^2$ 维度上得到共 9 种 NMF 算法,对各种 NMF 算法的识别率和运行速度进行对比分析。实验结果表明:NMF 算法应用到本文采用的 10 类空间目标图像中的识别率最高达到 90%,且当样本数目和 k 值选取合适的情况下,9 类算法识别率均超 78%,其中 2DNMF 在识别率和运行时间综合因素的考虑下效果最好。通过与已有方法对比,所提 NMF 算法具有算法简单、运行速度快、存储空间小、分解结果可解释性的优点。因此,NMF 算法可尝试用于空间目标图像识别。

由于条件限制,实验只选取了有限的典型的的空间目标图像,并且实验过程中选择合适的样本数和最优 k 值是提高图像识别效果的重要前提,下一步将对增加的空间目标图像样本类型进行验证以及着重研究如何选择合适的样本数目及如何设置 k 值才能使得 NMF 算法的识别效果最好。

参 考 文 献

- [1] Zeng X X. Research on recognition method of typical space target based on image[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2015.
曾祥鑫. 基于图像的空间典型目标分类识别方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2015.
- [2] Zhang J, Zhou X D, Zhang S F, *et al.* Recognition of satellite targets based on combined invariant moments and artificial neural network [J]. Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University, 2008, 23(1): 29-32.
张健, 周晓东, 章世锋, 等. 基于组合不变矩与神经网络的卫星目标识别[J]. 海军航空工程学院学报, 2008, 23(1): 29-32.
- [3] Zeng W M, Wu Q X, Jiang C S. Recognition method of aerial targets based on combined invariant moments[J]. Electronics Optics & Control, 2009, 16(7): 21-24, 44, 97.
曾万梅, 吴庆宪, 姜长生. 基于组合不变矩特征的空间目标识别方法[J]. 电光与控制, 2009, 16(7): 21-24, 44, 97.
- [4] Wang X X, Yang Y S, Jing Z L. Spacetarget recognition based on improved kernel FCM [J]. Chinese Space Science and Technology, 2012, 32(2): 35-42.
王晓雪, 杨永胜, 敬忠良. 基于改进核聚类算法的空间目标识别方法[J]. 中国空间科学技术, 2012, 32(2): 35-42.
- [5] Jiang F Y, Sun R, Zhang X D, *et al.* Space target image categorization based on the second representation [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(5): 1247-1251.
蒋飞云, 孙锐, 张旭东, 等. 基于二次表示的空间目标图像分类[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(5): 1247-1251.
- [6] Ma J G, Zhao H Z, Li B G, *et al.* Space target recognition algorithm based on two-dimensional wavelet transform[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2006, 28(1): 57-61.
马君国, 赵宏钟, 李保国, 等. 基于二维小波变换的空间目标识别算法[J]. 国防科技大学学报, 2006, 28(1): 57-61.
- [7] An M, Jiang Z G, Xu B. Recognitive method of space visible objects based on BFM algorithm [J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(5): 1075-1077.
安萌, 姜志国, 许波. 基于 BFM 算法的空间有形目标识别方法[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(5): 1075-1077.
- [8] Ren Y M, Zhang Y N, Li Y, *et al.* A space target recognition method based on compressive sensing[C]//2011 Sixth International Conference on Image and Graphics, August 12-15, 2011, Hefei, Anhui, China. New York: IEEE, 2011: 582-586.
- [9] Cao W M, Feng H, Hu L L, *et al.* Space target recognition based on biomimetic pattern recognition [C]//2009 First International Workshop on Database Technology and Applications, April 25-26, 2009, Wuhan, Hubei, China. New York: IEEE, 2009: 64-67.
- [10] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization [J]. Nature, 1999, 401(6755): 788-791.
- [11] Li L, Zhang Y J. A survey on algorithms of non-negative matrix factorization [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(4): 737-743.
李乐, 章毓晋. 非负矩阵分解算法综述[J]. 电子学报, 2008, 36(4): 737-743.
- [12] Ding M Y. Symmetry based two-dimensional principal component analysis and its application to face recognition [J]. Journal of Computer Applications, 2008, 28(1): 122-124.
- [13] Fang W T, Ma P, Cheng Z B, *et al.* 2-dimensional projective non-negative matrix factorization and its application to face recognition[J]. Acta Automatica

- Sinica, 2012, 38(9): 1503-1512.
- 方蔚涛, 马鹏, 成正斌, 等. 二维投影非负矩阵分解算法及其在人脸识别中的应用[J]. 自动化学报, 2012, 38(9): 1503-1512.
- [14] Gao H J, Pan C. Face recognition based on $(2D)^2$ NMF and its improvement [J]. Journal of Computer Applications, 2007, 27(7): 1660-1662, 1666.
高宏娟, 潘晨. 基于 $(2D)^2$ NMF 及其改进算法的人脸识别[J]. 计算机应用, 2007, 27(7): 1660-1662, 1666.
- [15] Li S Z, Hou X W, Zhang H J. Learning spatially localized, parts-based representation [C] // Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, December 8-14, 2001, USA. New York: IEEE, 2001: 207-212.
- [16] Hoyer P O. Non-negative matrix factorization with sparseness constraints[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2004, 5: 1457-1469.
- [17] Wang F, Yang Y W, Tan S, *et al.* Fault detection method based on sparse non-negative matrix factorization[J]. CIESC Journal, 2015, 66(5): 1798-1805.
王帆, 杨雅伟, 谭帅, 等. 基于稀疏性非负矩阵分解的故障监测方法[J]. 化工学报, 2015, 66(5): 1798-1805.
- [18] Xu R, Zhao F, Li H F, *et al.* Parallel measurement of spectral bidirectional reflectance distribution function of non-resolved space objects in laboratory [J]. Acta Photonica Sinica, 2016, 45(2): 0212002.
徐融, 赵飞, 李怀峰, 等. 非分辨空间目标光谱双向反射分布函数的实验室平行测量[J]. 光子学报, 2016, 45(2): 0212002.
- [19] Wang X X. Research on recognition method of space target based on image features [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2012: 5-29.
王晓雪. 基于图像特征的空间目标识别方法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2012: 5-19.
- [20] Wang M. Automatic recognition of space targets in complex background [D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2017.
王敏. 复杂背景下的空间目标自动识别技术[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2017.
- [21] Gonzalez R C, Woods R E, Eddins S L. Digital image processing using MATLAB [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005: 367-368.