

一种基于顺序特性的子空间聚类方法

陈丽萍 郭躬德

(福建师范大学数学与计算机科学学院 福州 350007)

摘要 受到 Tierney 的序列稀疏子空间聚类方法的启发,提出了一种新的基于顺序特性的子空间聚类方法。该方法先通过提升小波变换处理得到信号的低频信息;然后通过强调相邻样本之间的连续性来设置特殊的惩罚项,并根据噪声的大小自动调节惩罚因子;最后过滤系数矩阵中一些小的干扰系数。在人工合成和实际应用的数据集上的实验结果表明,与当前最具代表性的几种稀疏子空间聚类方法相比,所提方法具有较好的实验效果。

关键词 稀疏子空间聚类,顺序特性,惩罚因子

中图分类号 TP301 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.3.014

Subspace Clustering Based on Sequential Feature

CHEN Li-ping GUO Gong-de

(School of Mathematics and Computer Science, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

Abstract Inspired by Tierney's subspace clustering of the sequence data, a novel subspace clustering method based on sequential character was proposed. In the beginning, the lifting wavelet transform is applied to extract low-frequency information of the signal, and then a stronger special penalty term is applied to emphasize the similarity between adjacent samples, in which the penalty factor is automatically adjusted according to the noise. The proposed method performs better compared with the most characteristic sparse subspace clustering methods in experiment carried out on a synthetic data set and some data sets from real-world applications.

Keywords Sparse subspace clustering, Sequence feature, Penalty factor

1 引言

现在世界上许多角落都安装了大量摄像头,大量多媒体数据由此产生,这些数据都属于有顺序关系的高维数据^[1]。每个视频帧中的像素维数虽然很高,但其内在表示有意义的维数往往比整个空间的维数小得多,换言之,高维数据可通过同一子空间的低维数据表示,这不仅减少了处理时所需的大量运算和内存,也大大降低了原空间噪声的影响^[2-5]。考虑一个列样本的矩阵 $X = [x_1, x_2, \dots, x_N] \in R^{D \times N}$, 由于数据的自我表达特性^[3], 每个列样本均可表示为数据 X 自身的一个线性组合, 其中 $Z = [z_1, z_2, \dots, z_N]$ 是系数矩阵(大小为 $N \times N$)。在该表达方式下, 各个列样本均可表达为: $x_i = Xz_i$ 。相邻样本间的相似性质则体现为系数矩阵中相邻列分量间的相似关系。由于样本的自表达方式有无穷多种, 稀疏子空间聚类(SSC)方法将压缩感知技术应用于子空间聚类^[3], 即将各个样本点通过所有其他样本点的稀疏线性表示出来, 然后使用得到的系数矩阵 Z 直接建立相似性矩阵。低秩表示方法(LRR)则是在无噪声情况下得出低秩线性子空间。视频类数据除具有高维的特点外, 在时间轴上也是连续的。因此序列数据子空间聚类方法(OSC)^[1]和空间域子空间聚类方法(SpatSC)^[6]在目标函数中设立额外的惩罚项。

序列样本之间存在顺序关系, 充分利用这一种特征, 在模型中构建更为有力的惩罚项来突出相邻样本的相似性, 并过滤系数矩阵中一些小的干扰系数。实验表明, 这种聚类算法效果很好, 特别是在有噪声条件下, 效果也令人满意, 有效地实现了序列数据和视频场景的分割与聚类。

2 背景知识与相关工作

与传统方法选择特征的欧氏距离中 Gauss 函数作为相似度^[7]不同, 稀疏子空间聚类(SSC)是利用 1 范数来找到这种稀疏表示, 把子空间聚类问题等同于一个简单的 1 范数优化问题。优化函数表示为:

$$\min_{E, Z, S} \frac{\lambda_1}{2} \|E\|_F^2 + \|Z\|_1 \tag{1}$$

s. t. $X = XZ + E, \text{diag}(Z) = 0$

其中, E 代表斯噪声; $\| \cdot \|_1$ 表示 1 范数, $\| \cdot \|_F$ 表示 F 范数。

空间域子空间聚类算法^[6](SpatSC)则通过混合 Lasso 方法增加了平滑项, 其优化函数表示为:

$$\min_{Z, E} \frac{1}{2} \|E\|_F^2 + \lambda_1 \|Z\|_1 + \lambda_2 \sum_{i=1}^n \|z_{i+1} - z_i\|_1 \tag{2}$$

s. t. $X = XZ + E, \text{diag}(Z) = 0$

视频数据是在均匀间隔的时间或空间的特定点采样, 该数据因此被称为时间序列数据。目前单独针对序列子空间聚

到稿日期:2015-03-23 返修日期:2015-06-20 本文受国家自然科学基金:面向软件行为鉴别的事件序列挖掘方法研究(61175123)资助。

陈丽萍(1977-),女,博士生,副教授,主要研究方向为数据挖掘、图像处理, E-mail: lpchen@fjnu.edu.cn; 郭躬德(1965-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为人工智能、数据挖掘。

优化算法的具体步骤:

输入:数据矩阵 X ; 参数 $\lambda_1, \lambda_2, \text{PSNR}_{\max}, \text{PSNR}$

输出:聚类结果 finalcluster

Begin

1. 初始化: $Z - \hat{Z} = 0, U = 0, G = 0, F = 0, \gamma_1 = \gamma_2 = 1, k = 1$, 最大迭代次数 k_{\max} , 并给 M 赋值

2. $\beta = \lambda_2 (\text{PSNR}_{\max} - \text{PSNR}) / \text{PSNR}_{\max}$

Repeat

3. 固定其它变量, 通过 $Z = \arg \min \|Z\|_1 + \langle G, Z - \hat{Z} \rangle + \frac{\gamma_1}{2} \|Z - \hat{Z}\|_F^2$ 更新 Z

4. 矩阵 Z 的对角线元素为 0, $\text{diag}(Z) = 0$

5. 固定其它变量, 通过公式 $\hat{Z} = \arg \min \frac{1}{2} \|X - X\hat{Z}\|_F^2 + \langle G, Z - \hat{Z} \rangle + \frac{\gamma_1}{2} \|Z - \hat{Z}\|_F^2 + \langle F, U - \hat{Z}M \rangle + \frac{\gamma_2}{2} \|U - \hat{Z}M\|_F^2$ 来更新 \hat{Z}

6. 固定其它变量, 通过公式 $U = \arg \min \beta \|U\|_1 + \langle F, U - \hat{Z}M \rangle + \frac{\gamma_2}{2} \|U - \hat{Z}M\|_F^2$ 来更新 U

7. 更新乘法器: $G = G + \gamma_1 (\hat{Z} - Z), F = F + \gamma_2 (U - \hat{Z}M)$

8. 更新参数: $\gamma_1 = \rho\gamma_1, \gamma_2 = \rho\gamma_2, k = k + 1$

9. $\text{Func}(k) = \frac{1}{2} \|X - XZ\|_F^2 + \lambda_1 \|Z\|_1 + \beta \|U\|_1$

Until $(\text{Func}(k) < \epsilon \text{ or } \text{Func}(k-1) = \text{Func}(k) \text{ or } |\text{Func}(k-1) - \text{Func}(k)| < \epsilon) \text{ and } k > k_{\max}$

10. 对 Z 进行主成分提取后, 构建相似性矩阵

11. 对 X 进行 N -cut 分割

12. 输出最终聚类结果 finalcluster

end

4 实验效果

稀疏子空间聚类方法 (SSC)^[3]、序列数据子空间聚类方法 (OSC)^[1]、空间域子空间聚类方法 (SpatSC)^[6] 和低秩表示算法 (LRR)^[8] 是目前稀疏子空间聚类算法中最具代表性的算法。本节实验对这几中算法进行对比, 并使用 3 种数据衡量实验效果, 第一种是根据 Tierney 方法合成的数据, 第二种是能体现顺序关系的人脸图像数据, 第三种则是能反映时间序列顺序关系的视频数据。所使用的参数是根据原作者建议 (例如人脸聚类) 和在其他实验中表现最好的调谐参数。同时使用 VIDAL 子空间聚类误差度量 (SCE)^[1] 来评判效果, 由于每次实验结果添加的噪声虽然强度一样, 但添加的位置却不一定一样, 从而导致聚类的结果未必完全一致, 因此针对每个数据均通过 50 次实验来观测算法的最好情形、最差情形和平均情形。

首先进行合成数据实验。按照 Tierney^[1] 方法构造实验数据, 从库样本 $L_i = [l_1, l_2, \dots, l_5] \in \mathbb{R}^{360 \times 5}$ 里随机选取 5 个频谱样本, 然后让每一个频谱样本乘上随机权重 $w_i \in \mathbb{R}^5$ 得到样本 $x_i = L_i w_i$, 这样 20 次后得到了 20 个列向量, 重复这一过程 5 次就得到了合成数据。为了检验该算法的有效性, 使用不同程度的噪声来攻击数据, 数据受到的攻击大小通过 PSNR 来表示, 如表 1 所列, 当数据未受攻击时, 由于受到动态参数的影响, 该算法等同于 SSC 算法, 得到了最完美的效果, 错误率几乎为 0; 当数据受到噪声攻击时, 在不同峰值信噪比中, 基于时间特性的子空间聚类方法 (OFSC) 与 OSC 一样在大部分实验中表现出很好的效果。

表 1 合成实验中的错误率

PSNR		OFSC	OSC ^[1]	SpatSC ^[6]	LRR ^[8]	SSC ^[3]
max	max	0	0	0.01	0.13	0
	min	0	0	0	0.06	0
	mean	0	0	0.0002	0.091	0
	med	0	0	0	0.09	0
18.67	max	0.29	0.29	0.53	0.55	0.11
	min	0	0	0	0.14	0
	mean	0.0266	0.0272	0.0808	0.2762	0.0118
	med	0	0	0	0.2900	0
7.9325	max	0.36	0.33	0.74	0.57	0.51
	min	0	0	0	0.15	0
	mean	0.0988	0.0892	0.2576	0.3628	0.18660
	med	0.055	0.045	0.2700	0.36	0.18

扩展的耶鲁大学人脸库^[13] 中包含了在不同光照条件、不同视角下 38 个人的人脸照片, 每个人有 64 张照片, 每一张照片的大小均为 192×168 。为使照片体现出顺序特征, 在每次实验中随机选取 5 人, 每人 20 张照片, 每张照片重采样成 48×42 大小, 形成一个列向量, 数据向量 $x_i \in \mathbb{R}^{2016}$, 在对列向量排序的过程中全部图像均体现出一种顺序特征 (见图 2)。在给每个图像添加噪声后, 通过实验得到表 2 的数据, 表中图像的降质程度使用 PSNR 指标来衡量。从表中不难发现, 在不同的图像降质情况下, 基于时间特性的子空间聚类方法 (OFSC) 与稀疏子空间聚类方法一样, 错误率都较低。



图 2 人脸聚类

表 2 人脸数据序列中的错误分类

PSNR		OFSC	OSC ^[1]	SpatSC ^[6]	LRR ^[8]	SSC ^[3]
max	max	0	0	0.01	0.13	0
	min	0	0	0	0.06	0
	mean	0	0	0.0002	0.091	0
	med	0	0	0	0.09	0
33	max	0.01	0.03	0.52	0.37	0.01
	min	0	0	0	0.12	0
	mean	0.0004	0.008	0.026	0.1908	0.0002
	med	0	0	0	0.15	0
5.6	max	0.08	0.53	0.52	0.68	0.28
	min	0	0	0	0.05	0
	mean	0.0078	0.0628	0.1504	0.2852	0.0096
	med	0	0	0	0.275	0

表 3 视频序列聚类的错误分类

Video PSNR		OFSC	OSC ^[1]	SpatSC ^[6]	LRR ^[8]	SSC ^[3]
max	max	0	0	0	0.125	0
	min	0	0	0	0.095	0
	mean	0	0	0	0.1096	0
	med	0	0	0	0.1100	0
20.07	max	0.08	0.165	0.085	0.13	0.225
	min	0	0.115	0.08	0.095	0.13
	mean	0.0339	0.1337	0.0813	0.1101	0.179
	med	0.0225	0.1325	0.08	0.11	0.18
14.9852	max	0.08	0.245	0.08	0.11	0.2
	min	0.01	0.195	0.08	0.10	0.15
	mean	0.0422	0.2200	0.08	0.1062	0.1776
	med	0.04	0.2200	0.08	0.1050	0.175

在视频序列数据的子空间聚类实验中所选取的一个 10 秒长度的彩色视频数据 (每帧的大小为 320×240 , 大约 300 帧) 包含了两个视频场景。首先把它变成灰度图像序列, 然后

(下转第 88 页)

- over Wireless Broadband Networks; A Practical Study of Challenges for a Mobile Video Provider [J]. IEEE Network, 2013, 27(2): 22-27
- [2] IEEE Computer Society. IEEE Standard for Information technology Telecommunications and information exchange between systems Local and metropolitan area networks Specific requirements-Part 11; Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) specifications A-Amendments 8; Medium Access Control (MAC) Quality of Service Enhancements [S]. New York: IEEE, 2005
- [3] Chunyu H, Jennifer H. A Novel Approach to Contention Control in IEEE 802. 11e-Operated WLANs [C]// The 26th IEEE Int Conf on Computer Communications (INFOCOM). 2007; 1190-1198
- [4] Ge Ye, Hou J, Choi S. An analytic study of tuning systems parameters in IEEE 802. 11e enhanced distributed channel access [J]. Computer Networks, 2007, 51(8): 1955-1980
- [5] Min Ge-yong, Hu Jia, Jia Wei-jia, et al. Performance Analysis of the TXOP Scheme in IEEE 802. 11e WLANs with Bursty Error Channels [C]// IEEE Wireless Communications and Networking Conf (WCNC). 2009; 1-6
- [6] Nuno F, Sugiyama T, Morikura M. QoS control scheme that uses back pressure traffic control for Wireless LANs [C]// IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). 2012; 1442-1447
- [7] Yao Xin-wei, Wang Wan-liang, et al. A Novel Hybrid Slot Allocation Mechanism for 802. 11e EDCA Protocol [J]. Information Processing Letters, 2014, 114(1/2): 25-30
- [8] Kim S, Lee H-Y. Cooperative Communication Protocol Based on EDCA in IEEE 802. 11e WLANs [M]// Computer Science and its Applications. 2015; 771-776
- [9] Yong L J, Jun L S, Keun J J, et al. A QoS Tracking Algorithm for Multimedia Requirements over IEEE 802. 11e Multihop Networks [C]// IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). 2010; 2455-2459
- [10] Igartua M A, Frias V C, Llopis Luis J C, et al. Dynamic framework with adaptive contention window and multipath routing for video-streaming services over mobile ad hoc networks [J]. Telecommunication Systems, 2010, 49(4): 379-390
- [11] Chakraborty S, Swain P, Nandi S. Proportional fairness in MAC layer channel access of IEEE 802. 11s EDCA based wireless mesh networks [J]. Ad Hoc Networks, 2013, 11(1): 570-584
- [12] Li Jian, Li Zhi, Prasanth M. Adaptive Per Hop Differentiation for End-to-End Delay Assurance in Multihop Wireless Networks [J]. Ad Hoc Networks, 2009, 7(6): 1169-1182
- [13] Min-Soo K, Shrestha D M, Young-Bae K. EDCA-TM: IEEE 802. 11e MAC Enhancement for Wireless Multi-hop Networks [C]// IEEE Wireless Communications and Networking Conf (WCNC). 2009; 1-6
- [14] Lee S-H, Yoo C. Hop-Based Priority Technique Using 802. 11e for Multimedia Streaming [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2010, 56(1): 48-53

(上接第 74 页)

两次提升小波变换的低频系数。由于图像中低频反映的是图像轮廓信息,经上述处理后的图像包含了图像大部分信息并把每张图像维数降至 4800。从表 3 中发现,与几种聚类方法相比,基于时间特性的子空间聚类方法 (OFSC) 表现出良好的鲁棒性,特别是视频质量下降越明显时,所提算法效果越突出。

结束语 本文提出了一种基于时间特性的子空间聚类方法,并利用噪声大小来动态设置惩罚因子。所提方法在合成谱数据、人脸聚类和视频场景分类中均有较好表现。在算法中主要考虑相邻样本间的连续特征,而根据样本内部数据间的特征进行自适应子空间聚类,则是下一步要考虑的工作。

参 考 文 献

- [1] Tierney S, Gao J B, Guo Y. Subspace clustering for sequential data [C]// 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014; 1019-1026
- [2] Vidal R. A tutorial on subspace clustering [J]. Signal Processing Magazine, IEEE, 2011, 28(2): 52-68
- [3] Elhamifar E, Vidal R. Sparse subspace clustering: algorithm, theory, and applications [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE TR, 2013, 35(11): 2765-2781
- [4] Feng Jia-shi, Lin Zhou-chen, Xu Huan. Robust Subspace Segmentation with Block-diagonal Prior [C]// Computer Vision and Pattern Recognition. 2014
- [5] Bako L. Subspace clustering through parametric representation and sparse optimization [J]. Signal Processing Letters, IEEE, 2014, 21(3): 356-360
- [6] Guo Y, Gao J, Li F. Spatial subspace clustering for hyperspectral data segmentation [C]// Conference of The Society of Digital Information and Wireless Communications. 2013
- [7] Chen Li-fei, Guo Gong-de, Jiang Qing-shan. Adaptive Algorithm for Soft Subspace Clustering [J]. Journal of Software, 2010, 21(10): 2513-2522 (in Chinese)
陈黎飞,郭躬德,姜青山. 自适应的软子空间聚类算法 [J]. 软件学报, 2010, 21(10): 2513-2522
- [8] Liu G, Lin Z, Yu Y. Robust subspace segmentation by low-rank representation by low-rank representation [C]// International Conference on Machine Learning. 2010; 663-670
- [9] Liu J, Chen Y, Zhang Y, et al. Enhancing Low-Rank subspace clustering by manifold regularization [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(9): 4022-4030
- [10] Sweldens W. The lifting scheme; a construction of second Generation of wavelets [J]. SIAM Journal on Mathematical Analysis, 1998, 29(2): 511-546
- [11] Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-905
- [12] Boyd S, Parikh N, Chu E, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers [J]. Foundations and Trends in Machine Learning, 2010, 3(1): 1-122
- [13] Georgiades, Athinodoros S, Belhumeur, et al. From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(6): 643-660