

稀疏正交普鲁克回归处理跨姿态人脸识别问题

张 娟

(南京航空航天大学计算机科学与技术学院 南京 210016)

摘 要 正交普鲁克分析是一种常用的处理矩阵近似问题的技术。最近,该技术被引入到正交普鲁克回归模型中来处理人脸姿态识别问题并取得了不错的效果。然而,这个模型对残差项使用了矩阵 F 范数约束,使得模型对于一些噪声(比如光照)非常敏感。为解决该问题,用更加鲁棒的 1 范约束替代原始的矩阵 F 范数约束,提出稀疏正交普鲁克回归模型。该模型可以由一个有效的交替迭代算法解决。在几个流行的人脸数据库上做了验证实验,实验结果证明该模型可以有效地处理人脸姿态变化。

关键词 正交普鲁克分析,人脸姿态,回归模型

中图法分类号 TP312 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.02.051

Sparse Orthogonal Procrustes Problem Based Regression for Face Recognition with Pose Variations

ZHANG Juan

(College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract Orthogonal Procrustes problem (OPP) is a popular technique to deal with matrix approximation problem. Recently, OPP was introduced into a regression model named orthogonal Procrustes problem based regression (OPPR) to handle facial pose variations and achieved interesting results. However, OPPR performs F-norm constraint on the error term, which makes the model sensitive to the noises (i. e., illumination variations). To address this problem, in this paper, the F-norm constraint was replaced by the L_1 -norm constraint and the sparse orthogonal Procrustes problem based regression (SOPPR) model was proposed, which is more robust. The proposed model was then solved by an efficient alternating iterative algorithm. Experimental results on public face databases demonstrate the effectiveness of the proposed model for handling facial pose variations.

Keywords Orthogonal procrustes problem, Facial pose variations, Regression model

1 引言

人脸识别作为计算机视觉以及模式识别社区的一个经典主题,在很多领域有着广泛的需求。在过去的几十年中,经过众多研究人员的努力,人脸识别领域得到了长足的发展。然而,由于人脸图像中存在多样的变化(例如光照、姿态等),该问题仍然十分具有挑战性。

近年来,基于回归的方法成为人脸识别领域的一个热门主题。Wright 等人^[1]提出了基于稀疏表示的分类器(Sparse Representation based Classifier, SRC),通过在训练集上寻找测试样本的一个稀疏表达来处理人脸识别问题;Naseem 等人^[2]开发了按类别线性表示测试样本的策略,并提出基于线性回归的分类器(Linear Regression based Classifier, LRC);另外,Zhang 等人^[3]强调了识别任务中协作表示的重要性,并提出基于协作表示的回归模型(Collaborative Representation based Classifier, CRC)。这些线性回归模型在正面人脸图像上取得了不错的结果,然而它们对于人脸图像中的姿态变化非常敏感。

Ding 等人^[4]回顾了近几年涌现出的解决人脸图像中姿态问题的方法,基于回归的方法仍然是其中的一大热点;Chai 等人^[5]在图像局部块上引入线性回归,通过保留回归系数来合成虚拟正面视角图像;Sharma 等人^[6]使用偏最小二乘回归将两个姿态下的样本投影到公共的潜在子空间中。除此以外,在回归模型中通过添加不同的正则化约束项来处理人脸姿态问题的方法也相继被提出^[7-8]。

正交普鲁克问题(Orthogonal Procrustes Problem, OPP)是一种常用的处理矩阵近似问题的技术。最近,Tai 等人^[9]将 OPP 引入到线性回归模型中,提出了正交普鲁克回归模型(Orthogonal Procrustes Problem based Regression, OPPR)来处理跨姿态人脸识别问题。然而,这个模型对残差项使用了矩阵 F 范数约束,使得模型对一些噪声(比如光照变化)非常敏感。为了解决这个问题,本文用更加鲁棒的 1 范约束替代原始的矩阵 F 范数约束,提出稀疏正交普鲁克回归(Sparse Orthogonal Procrustes Problem based Regression, SOPPR)。受益于 1 范约束的鲁棒性,所提模型在面对光照等噪声时更加稳定,因而性能更好。SOPPR 可以由一个有效的交替迭代

算法解决。在2个流行的人脸数据库上进行了实验分析,结果表明,所提模型可以有效地处理人脸姿态变化。

2 相关工作

本节简单介绍几个与本文相关的工作,比如正交普鲁克问题和正交普鲁克回归。

2.1 正交普鲁克问题

正交普鲁克问题起源于20世纪50年代的因子分析^[10],它的目的在于估计一个旋转矩阵,使得源数据经过旋转以后尽可能逼近目标数据。在线性代数中^[11],正交普鲁克问题可以被看成一个矩阵近似问题,它寻找两个矩阵之间的最优变换。一般来说,假设 $X, B \in R^{p \times q}$ 是已知的两个矩阵, Q 是一个正交矩阵,那么如下的优化问题:

$$\min_Q \|XQ - B\|_F^2, \text{ s. t. } Q^T Q = I \quad (1)$$

就是正交普鲁克问题,其中 I 是单位矩阵。问题(1)有解析解,通过奇异值分解定理(Singular Value Decomposition, SVD),可以得到 $USV^T = B^T X$,那么问题(1)的解 \hat{Q} 为: $\hat{Q} = VU^T$ ^[12]。

2.2 正交普鲁克回归

文献[9]将正交普鲁克问题引入线性回归模型来处理二维人脸图像中的姿态问题。假定 $Y \in R^{p \times q}$ 是一个带姿态的测试样本, $A_1, A_2, \dots, A_n \in R^{p \times q}$ 是正面训练样本集, Q 是一个正交矩阵,那么正交普鲁克回归模型为:

$$\min_{x, Q} \|YQ - A(x)\|_F^2 + \lambda \|x\|_1, \text{ s. t. } Q^T Q = I \quad (2)$$

其中, $A(x) = \sum_{i=1}^n x_i A_i = x_1 A_1 + x_2 A_2 + \dots + x_n A_n$ 是一种线性映射, $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 表示系数。

在该模型中,作者使用矩阵 F 范数来刻画图像误差。从以往的研究中^[1, 13]可以发现,残差项的矩阵 F 范数或者向量2范数约束对一些噪声(比如光照以及遮挡变化等)比较敏感,而1范约束相对更加鲁棒。为了增加模型对此类噪声的鲁棒性,本文用1范约束替代原始的矩阵 F 范数约束来刻画图像残差项。

3 稀疏正交普鲁克回归

为了克服正交普鲁克回归模型对噪声敏感的缺陷,本节提出稀疏正交普鲁克回归模型,下面具体介绍该模型以及算法。

3.1 稀疏正交普鲁克问题

首先提出正交普鲁克问题的稀疏版本(Sparse Orthogonal Procrustes Problem, SOPP)。假设 $X, B \in R^{p \times q}$ 是已知的两个矩阵, Q 是一个正交矩阵,那么将如下的优化问题:

$$\min_Q \|XQ - B\|_1, \text{ s. t. } Q^T Q = I \quad (3)$$

称为稀疏正交普鲁克问题,其中 I 是单位矩阵。不同于问题(1)有解析解,问题(3)需要通过迭代求解。本文采用增广拉格朗日乘法(Augmented Lagrange Multiplier method, ALM)^[14]求解该问题。图1显示了用SOPP处理人脸姿态问题的一些例子,从中可以看出,当姿态变化不是很大时,经过SOPP变换后得到的正面图像足够清晰。



图1 用SOPP处理人脸姿态问题的一些例子

3.2 稀疏正交普鲁克回归模型

将稀疏正交普鲁克问题引入回归模型中。假定 $A_1, A_2, \dots, A_n \in R^{p \times q}$ 是正面训练样本集,首先设定一种映射关系:

$$A(x) = \sum_{i=1}^n x_i A_i = x_1 A_1 + x_2 A_2 + \dots + x_n A_n \quad (4)$$

其中, $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 表示系数。假定 $Y \in R^{p \times q}$ 是一个带姿态的测试样本, Q 是一个正交矩阵,那么提出的稀疏正交普鲁克回归模型可以表示为:

$$\min_{x, Q} \|YQ - A(x)\|_1 + \lambda \|x\|_1, \text{ s. t. } Q^T Q = I \quad (5)$$

其中, λ 是模型参数。

3.3 算法

本节介绍问题(5)的优化算法。事实上,问题(5)的优化可以分为2个子问题:1)固定旋转矩阵 Q 后的1范数最小化问题;2)固定系数 x 后的稀疏正交普鲁克问题。下面具体介绍这两个子问题的解决方法。

3.3.1 固定 Q ,更新 x

固定 Q ,设置 $Y_1 = YQ$,可以得到:

$$\hat{x} = \min_x \|Y_1 - A(x)\|_1 + \lambda \|x\|_1 \quad (6)$$

问题(6)是一个标准的1范数最小化问题,文献[15]对这类问题的优化进行了很详细的讨论。与文献[13]一样,同样使用增广拉格朗日乘法解决该问题。

3.3.2 固定 x ,更新 Q

固定 x ,设置 $H = A(\hat{x})$,可以得到:

$$\hat{Q} = \min_Q \|YQ - H\|_1, \text{ s. t. } Q^T Q = I \quad (7)$$

问题(7)是一个标准的稀疏正交普鲁克问题,参照文献[14],依然采用增广拉格朗日乘法求解该问题。

算法1描述了SOPPR模型的整个算法流程。当相邻两次迭代的目标函数值足够接近时,算法终止。由于在每一次交替最小化过程中,目标函数值始终下降,因此算法最终将会收敛。图2显示了SOPPR的目标函数的收敛曲线,可以看到算法很快趋于收敛。

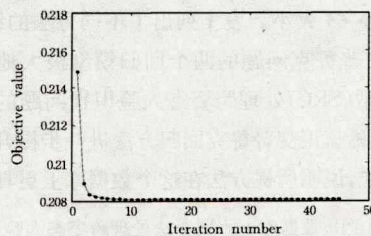


图2 SOPPR的目标函数的收敛曲线

SOPPR的算法涉及到两个子问题。由文献[15]可知,子问题(6)算法的每一步迭代的时间复杂度为 $O(n^2)$;而子问题(7)算法的每一步迭代的时间复杂度为 $O(pq^2 + q^3)$ 。因此,

SOPPR的时间复杂度为 $k(k_1 O(n^2) + k_2 O(pq^2 + q^3))$ 。其中 k_1 和 k_2 分别是优化问题(6)和(7)的迭代次数,而 k 是整个SOPPR的迭代次数。由图2可以发现,SOPPR算法一般在10次迭代内就可以收敛。

算法1 稀疏正交普鲁克回归(SOPPR)

输入:训练图像 $A_1, \dots, A_n \in \mathbb{R}^{p \times q}$ 以及测试图像 $Y \in \mathbb{R}^{p \times q}$,模型参数 λ ,终止条件参数 ϵ 。

1. 初始化: $k=0, Q_k, x_k$;
2. While not converged ($k=0, 1, \dots$) do
3. 更新 x_{k+1} ,固定 Q_k 来优化问题(6);
4. 更新 Q_{k+1} ,固定 x_{k+1} 来优化问题(7);
5. End while

输出:问题(5)的解 x^*, Q^*

4 实验分析

本节在2个流行的人脸数据库上进行实验分析。这两个数据库分别为CMU PIE数据库^[16]以及CMU Multi-PIE数据库^[17]。将本文提出的模型与传统的稀疏表示分类器(SRC)以及正交普鲁克回归(OPPR)模型进行比较。这两个方法的参数都用了各自文献中提到的默认参数。而至于本文的模型,设置模型参数默认为 $\lambda=0.005$ 。最后,为了保证实验的公平性,不同方法所处的实验环境是完全一样的;对比实验所处的环境也是完全一样的。



(a)CMU PIE数据库的示例图像



(b)CMU Multi-PIE数据库的示例图像

图3 示例图像

4.1 CMU PIE数据库

首先,在CMU PIE数据库上验证本文方法的鲁棒性。这个数据库一共包含68个人,每个人的图像采集于13个不同的角度。这里,选取了其中的{C05,C27,C29}这3个角度。图3(a)显示了该数据库中一个人的示例图像,相邻的姿态之间相隔约 22.5° 。对于每个人,选择10张不同光照的图像作为训练集,另外选择4张不同光照的图像作为测试集,每张图像被对齐至 64×64 大小。表1列出了不同方法的结果,可以发现,引入正交普鲁克问题的两个回归模型极大地提升了原始稀疏表示模型(SRC)处理跨姿态人脸识别问题的性能。同时,本文提出的稀疏正交普鲁克回归方法进一步提升了正交普鲁克回归的性能,说明所提方法在这个数据库上更具鲁棒性。

表1 在CMU PIE数据库上不同方法处理跨姿态人脸识别问题的识别率

识别率/%	C05	C27	C29
SRC	64.4	100	63.2
OPPR	85.9	100	78.3
SOPPR	86.8	100	80.2

4.2 CMU Multi-PIE数据库

在CMU Multi-PIE数据库上做了一组对比实验。这个数据库包含337个类别,涉及的变化类型包括姿态、光照以及表情等。在本文中使用了前100个类别的7个不同姿态下的图像,包括{19_0,04_1,05_0,05_1,14_0,13_0,08_0}。图3(b)显示了该数据库中一个人的示例图像,相邻的姿态之间相隔约 15° 。对于每个人,选择7张不同光照图像作为训练集,另外选择1张光照图像作为测试集,每张图像被对齐至 80×60 大小。表2列出了不同方法的结果,可以发现,几乎在每一个姿态下,所提出的稀疏正交普鲁克回归模型都取得了最好的结果,这充分说明了所提方法的有效性。

表2 在CMU Multi-PIE数据库上不同方法处理跨姿态人脸识别问题的识别率

识别率/%	08_0	13_0	14_0	05_1	05_0	04_1	19_0
SRC	38	80	94	100	93	79	36
OPPR	83	92	98	100	100	93	80
SOPPR	84	94	99	100	100	97	82

4.3 参数选择

本节讨论参数 λ 对模型效果的影响。选择4.2节的实验作为例子来显示所提模型在不同参数下的结果。这里,将 λ 从0.5变化至0.0005。图4显示了所提模型在不同参数下的结果。事实上,通过调整正则化参数 λ 来控制系数 x 的稀疏性。当 λ 较大时(如0.5),算法优化得到的 x 是非常稀疏甚至过度稀疏的。此时,模型的性能会受到影响。为了避免这一点,减小 λ 的取值,控制系数 x 的稀疏性,从而提高模型的性能。从图4可以发现,提出的SOPPR模型对于参数的变化不是很敏感,最优或次优的结果基本在区间 $[0.005, 0.05]$ 内。为了方便起见,将参数 λ 固定为 $\lambda=0.005$ 。

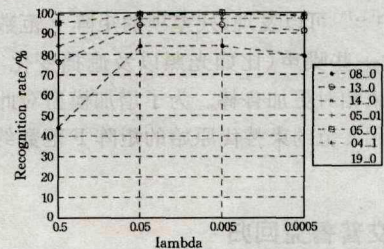


图4 SOPPR模型在CMU Multi-PIE数据库上采用不同参数时的识别率

结束语 提出了一种稀疏正交普鲁克回归模型来处理跨姿态人脸识别问题。与原始的正交普鲁克回归模型相比,稀疏正交普鲁克回归模型的优势在于对残差项施加更加鲁棒的1范约束。该模型可以由一个有效的交替迭代算法解决,实验结果也证明了该模型在处理含姿态变化的人脸识别问题时效果更好。

参考文献

- [1] WRIGHT J, YANG A, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Trans. PAMI, 2009, 31(2): 210-227.
- [2] NASEEM I, TOGNERI R, BENNAMOUN M. Linear regres-

- sion for face recognition [J]. IEEE Trans. PAMI, 2010, 32(11): 2106-2112.
- [3] ZHANG L, YANG M, FENG X C. Sparse representation or collaborative representation which helps face recognition[C]//ICCV. 2011.
- [4] DING C X, TAO D C. A comprehensive survey on pose-invariant face recognition [R]. arXiv:1502.04383, 2015.
- [5] CHAI X J, SHAN S G, CHEN X L, et al. Locally linear regression for pose-invariant face recognition[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2007, 16(7): 1716-1725.
- [6] SHARMA A, JACOBS D W. Bypassing synthesis: Pls for face recognition with pose, low-resolution and sketch[C]//CVPR. 2011.
- [7] LI A N, SHAN S G, GAO W. Coupled bias-variance tradeoff for cross-pose face recognition [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2012, 21(1): 305-315.
- [8] ZHANG H C, ZHANG Y N, HUANG T. Pose-robust face recognition via sparse representation [J]. Pattern Recognition, 2013, 46(5): 1511-1521.
- [9] TAI Y, YANG J, LUO L, et al. Orthogonal Procrustes Problem based Regression with Application to Face Recognition with Pose Variations[C]//Iscide. 2015.
- [10] GREEN B. The orthogonal approximation of an oblique simple structure in factor analysis [J]. Psychometrika, 1952, 17: 429-440.
- [11] GOWER J, DIJKSTERHUIS G. Procrustes problems [M]. Oxford University Press, 2004.
- [12] VIKLANDS T. Algorithms for the weighted orthogonal procrustes problem and other least squares problems [D]. UMEA University, 2006.
- [13] WAGNER A, WRIGHT J, GANESH A, et al. Towards a practical face recognition system: robust alignment and illumination by sparse representation [J]. IEEE Trans. PAMI, 2012, 34: 372-386.
- [14] YU L B, ZHANG M, DING C. An efficient algorithm for L1-norm principal component analysis[C]//ICASSP. 2012
- [15] YANG A, GANESH A, ZHOU Z, et al. Fast l1-minimization algorithms and application in robust face recognition [R]. UC Berkeley, 2010.
- [16] SIM T, BAKER S, BSAT M. The cmu pose, illumination, and expression database [J]. IEEE Trans. PAMI, 2003, 25(12): 1615-1618.
- [17] GROSS R, MATTHEWS I, COHN J, et al. Multi-pie [J]. Image and Vision Computing, 2010, 28: 807-813.

(上接第 269 页)

相比,在召回率和准确率上分别提高了 15.5%和 27%。由此可见,充分挖掘评论中的信息有助于提高推荐的准确度。

结束语 在推荐系统中,充分利用用户的评论信息,挖掘用户潜在的兴趣模型,进而提高推荐的准确度,是一个值得深思的问题。针对传统的协同过滤推荐系统只考虑了评分信息的问题,本文结合商品的评论信息和用户的评分信息,提出了基于用户的改进的 LDA 算法,该算法对系统的正确推荐起到了积极作用。但是考虑到之前对数据集的处理工作,如何改进本文的算法使其在稀疏数据集中达到较好的推荐效果是下一步工作的重点。

参 考 文 献

- [1] WANG H N, LU Y, ZHAI C X. Latent aspect rating analysis on review text data: a rating regression approach[C]//Proceedings of the 16th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 2010: 783-792.
- [2] MA H W, ZHANG G W, LI P. Survey of collaborative filtering algorithms [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2009, 30(7): 1282-1288. (in Chinese)
马宏伟,张光卫,李鹏.协同过滤推荐算法综述[J].小型微型计算机系统,2009,30(7):1282-1288.
- [3] YAO W, ESTER M. FLAME: A Probabilistic Model Combining Aspect Based Opinion Mining and Collaborative Filtering[C]//Proceedings of the Eighth ACM International Conference on Web Search and Data Mining. ACM, 2015: 199-208.
- [4] TITOV I, MCDONALD R. Modeling online reviews with multi-grain topic models[C]//Proceedings of the 17th International Conference on World Wide Web. ACM, 2008: 111-120.
- [5] BLEI D M, NG A Y, JORDAN M I. Latent dirichlet allocation [J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 3: 993.
- [6] LIU Q, CHEN E, XIONG H, et al. Enhancing collaborative filtering by user interest expansion via personalized ranking. [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B Cybernetics A Publication of the IEEE Systems Man & Cybernetics Society, 2012, 42(1): 218-233.
- [7] ZHAO X Y, NIU Z D, CHEN W, et al. A hybrid approach of topic model and matrix factorization based on two-step recommendation framework [J]. Journal of Intelligent Information Systems, 2015, 44: 335-353.
- [8] JINDAL N, LIU B. Opinion spam and analysis[C]//International Conference on Web Search & Data Mining. 2008: 219-230.
- [9] XU G, WANG H F. The development of topic models in natural language processing [J]. Chinese Journal of Computers, 2011, 34(8): 1422-1436. (in Chinese)
徐戈,王厚峰.自然语言处理中主题模型的发展[J].计算机学报,2011,34(8):1422-1436.
- [10] KONSTANTIONS C, GREGORIS M. A topic-based recommender system for electronic marketplace platforms[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(11): 4370-4379.
- [11] ZHU J, HU W B. Recent Advances in Bayesian Machine Learning [J]. Journal of Computer Research and Development, 2015, 52(1): 16-26. (in Chinese)
朱军,胡文波.贝叶斯机器学习前沿进展综述[J].计算机研究与发展,2015,52(1):16-26.
- [12] JANNACH D, ZANKER M, FELFERNING A, et al. Recommender Systems: An Introduction[M]. 蒋凡,译.北京:人民邮电出版社,2013:118.