

A Novel Data Classification Algorithm and Application Research Based on Modified Depth Data Manifold*

SONG Quanyou^{1*} LIU Xiaole² HAN Zhonghua³

(1. Department of Traffic Engineering Henan Vocational and Technical College of Communications Zhengzhou 450052, China;

2. Computer College Henan Institute of Engineering Henan 451191, China;

3. Shenyang Institute of Automation(SIA) Chinese Academy of Sciences Shenyang 110016, China)

Abstract: For the localization of data classification, a novel data classification algorithm based on modified data manifold is proposed. It is used as the method of face recognition. Firstly, the depth information of images are collected by Kinect, and the sparse representation can be used to do the denoising. Secondly, the three-dimensional face data base can be established by the colour information and depth information. The dimension of data sets is reduced by the analysis of the data manifold, and optimal results of data dimension reduction can be gotten. The training and test sets are gotten by the principle of ten cross validation, and data classifier can be gotten by the support vector machine. Finally, the test sets are inputted, and the face data classification can be achieved. The two classes of data sets are selected as the experimental data, which consist of ORL and Yale. The comparison experiments can be achieved by the two data sets, and the experiment results show that the proposed method not only has a higher classification accuracy rate, but it has a great effect to achieve face recognition.

Key words: data classification; face recognition; data manifold; depth; dimension reduction; support vector machine
EEACC: 6210C **doi:** 10.3969/j.issn.1005-9490.2014.05.010

基于改进型深度数据流形的数据分类算法及在人脸中的应用*

宋全有^{1*} 刘晓乐² 韩忠华³

(1. 河南交通职业技术学院交通信息工程系 郑州 450052; 2. 河南工程学院计算机学院 郑州 451191;

3. 中国科学院沈阳自动化研究所 沈阳 110016)

摘 要: 针对数据分类问题的局限, 提出一种基于改进型深度数据流形的数据分类算法并将其应用到人脸识别中。首先, 通过采集人脸图像的深度信息, 利用稀疏表示对其进行去噪处理; 再结合图像的颜色信息, 重新生成三维人脸信息数据库, 通过对人脸数据的流形分析得到最优的降维结果。按十字十乘交叉验证法的原则选取训练集和测试集, 将训练集输入支持向量机算法建立数据分类器; 最后, 将测试集输入训练完成的分类器中, 实现人脸数据分类。选取 ORL、Yale 两类人脸图像标准数据库与传统人脸识别算法进行交叉对比实验, 验证算法的优越性和可行性。实验结果表明: 所提出的算法有较高的分类准确率, 可有效地完成人脸识别。

关键词: 数据分类; 人脸识别; 数据流形; 深度; 降维; 支持向量机

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1005-9490(2014)05-0844-06

近年来, 数据分类问题是数据挖掘领域较为热点的问题。一些特定的特征提取算法与数据分类算法结合, 可以有效地完成高维数据分类问题。由于人脸图像属于高维数据, 特征提取可有效地解决高维数据计算复杂度高的问题, 其代表算法有: 主成分分析(PCA)^[1]、核主成分分析(KPCA)^[2]、梯度方向直

方图(HOG)^[3]等。这些算法的本质是提取人脸图像的特征向量, 在输入到训练完成的分类器。数据分类算法有: 支持向量机(SVM)^[4]、线性判别分析(LDA)^[5]、核线性判别分析(KLDA)^[6]等。利用特征向量和分类器即可完成高维数据分类, 进而完成人脸识别。

项目来源: 国家自然科学基金项目(61272253)

收稿日期: 2014-01-06 修改日期: 2014-02-18

针对数据流形问题,Roweis等人^[7]提出局部线性嵌入算法,利用流形降维的方式区别各类数据,翟永前等人^[8]将改进Gabor算法,提出简化的Gabor小波进行高维数据分类,有效地完成人脸的识别;王宪等人^[9]将KPCA算法和曲波核相结合,有效地解决人脸识别问题,而这些算法只是结合图像像素信息处理二维平面人脸图像,并没有有效地使用三维立体信息,在背景复杂的环境下,往往识别率受到局限。

针对图像噪声问题,肖泉^[10]等人提出利用针对稀疏表示对图像深度信息进行去噪处理,笔者结合人脸识别问题的特点,提出一种基于改进型深度数据流形的数据分类算法并将其应用到人脸识别中,利用稀疏表示对人脸深度信息进行重构去噪处理,再将处理后的深度信息加入到传统图像的颜色信息中去,扩展了人脸图像信息量,利用数据流形的特点对人脸图像数据进行降维,输入到SVM算法中进行分类。选取ORL数据集和Yale数据集验证算法在高维数据分类的可行性。

1 稀疏表示

1.1 基本原理

在对信号进行处理时,常常可以把信号表示成一些基本信号或者函数的线性组合。例如,可以把单个信号表示成为一系列正弦信号或者余弦信号的组合。这些正弦信号和余弦信号通常是正交的。

$$b = \sum_{i=1}^n x_i \alpha_i = Ax \quad (1)$$

其中 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为向量 b 线性表达式的系数矩阵 A 为 n 维空间的一组基。对于稀疏表示理论,我们用字典代替传统的正交基,而所用的字典要尽可能包含被表达信号的所有信息结构。利用所选用的字典对信号进行重构,重构过程实质就是对含有噪声的信号进行逼近的过程,重构后的信号也就去除了噪声。

定义: 设原始信号由逼近信号和噪声组成,表示为式(2),

$$w = w_m + w_r = D\alpha + w_r \quad (2)$$

其中 w 为原始信号, w_m 为逼近 w 的逼近信号, w_r 为信号 w 中的噪声, D 为学习字典, α 为逼近信号的稀疏矩阵。从稀疏的角度出发,希望在使 w_r 为最小的情况下,得到最稀疏的 α 解。由此,可构造优化函数如下:

$$\hat{\alpha} = \min \|\alpha\|_0 \text{ s.t. } \|w - D\alpha\|_2 \leq \varepsilon \quad (3)$$

其中 $\hat{\alpha}$ 为 w 的稀疏表示; $\|\alpha\|_0$ 为 L_0 范数,表示不

为0的元素的个数; ε 为误差容限。利用稀疏表示 $\hat{\alpha}$ 和字典 D ,可以重构出去除噪声后的信号。

对于已经构造好的字典 D ,目前已经有众多学者提出了很多有效的稀疏分解算法,最主要的有MP,OMP及BP,利用已得到的字典 D 和稀疏表示 $\hat{\alpha}$ 可以重构无噪声的近似信号。大量研究表明,利用稀疏表示理论中的学习字典能够很好的对信号进行压缩和恢复。

1.2 稀疏编码

稀疏编码问题实质就是 L_1 范数正规化的线性最小二乘问题。目前的一些解决此类问题的方法是基于带软阈值的坐标下降法。当字典的每一列原子不相关时,这些简单的方法很有效,但是当学习字典的每个列原子相关时,这些算法在训练集中计算时很慢。LARS-Lasso^[11]算法能很好解决这一问题,能够得到与基于软阈值方法相同的速度,并且具有很高的准确率和很强的鲁棒性。

1.3 字典更新

字典更新的目的是得到最优的字典,使基于此字典的稀疏表示逼近信号对于训练样本的方差最小。设目标函数如下:

$$\arg\min_{D, \alpha} \{\|w - D\alpha\|_2^2\} \text{ s.t. } \|\alpha_i\|_0 \leq T_0 \quad (4)$$

其中 w 为训练样本; D 学习字典,每一列对应一个字典原子; α 为系数矩阵; T_0 为稀疏表示中不为0元素的设定最大值。

在满足最小均方差的前提下,利用迭代逐个更新学习字典中的原子。首先,通过对一般正交基进行扩展得到初始字典,并提供训练样本集,此训练样本集要尽可能包含所有的信号成分,然后利用训练样本集对初始字典进行迭代训练,从而得到满意的字典。具体步骤如下:

初始化阶段 构造初始字典 D_0 ,并提供训练样本集 $w = \{w_1, w_2, \dots, w_{n-1}\}$,同时设定学习规则 $A = f(A, \alpha)$ 及循环截止条件 T 。

训练更新阶段

- (1) 令 $k=0$ 并设 $D=D_0$;
- (2) 当不满足循环截止条件 T 且 $k < n$ 时,执行(3);否则执行(6)
- (3) 稀疏编码: 求解式(3),得到

$$\alpha_k = \arg\min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \text{ s.t. } \|w_k - D_k \alpha\| \leq \varepsilon$$
- (4) 字典更新: $D_{k+1} = f(D_k, \alpha_k)$
- (5) $k=k+1$,然后执行(2)进行判断。
- (6) 学习字典 $D=D_k$ 。

通过以上循环,能够得到包含多有信号成分的

学习字典,利用此字典和对待处理信号 w 的稀疏表示 $\hat{\alpha}$,能够重构出逼近 w 的重构信号,我们选取一张人脸图像进行深度信息去噪,其结果如图 1 所示。

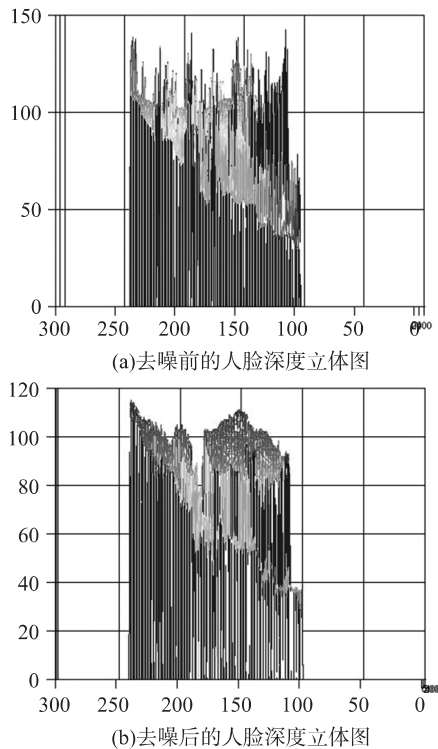


图 1 人脸图像去噪结果

2 基于数据流形的降维算法

从流形^[12-15]的角度可认为 n 维数据是 n 维的欧氏空间中的一个数据点,而多个 n 维数据点在此欧氏空间中必然组成一个流形,其形状不可预测,但在此流形中的同类数据点欧氏距离往往很小。假定 N 个输入向量 X ,通过流形的映射法则得到输出向量 Y ,其实现过程如图 2 所示。

根据图 2 可得:算法主要是通过选取数据之间

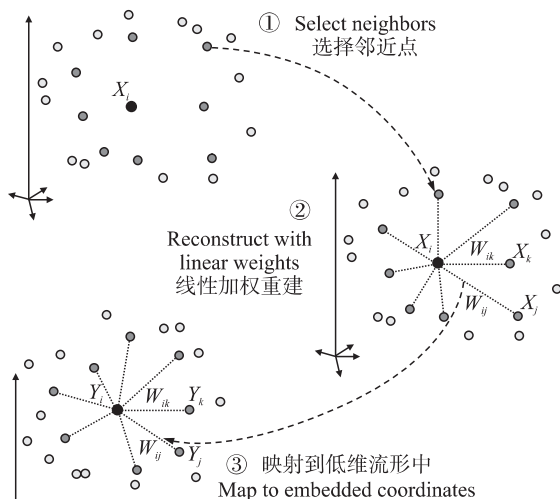


图 2 数据映射流程图

的邻近点,按照邻近点映射法则对高维数据进行降维,其过程可分为以下 3 个步骤:

Step 1: 计算出每个样本点的 k 个邻近点。把相对于所求样本点距离最近的 k 个样本点作为样本点的 k 个邻近点。

Step 2: 计算出样本点的局部重建权值矩阵。这里定义一个代价误差函数:

$$\max \mathcal{E}(W) = \sum_{i=1}^N \left| x_i - \sum_{j=1}^k w_j^i x_{ij} \right| \quad (5)$$

其中 $x_{ij} (j=1, 2, \dots, k)$ 为 x_i 的 k 个邻近点, w_j^i 是 x_i 与 x_{ij} 之间的权值,且要满足条件 $\sum_{j=1}^k w_j^i = 1$ 。为求取 W 矩阵,需要构造一个局部协方差矩阵:

$$Q_{jm}^i = (x_i - x_{ij})^T (x_i - x_{ij}) \quad (6)$$

将式(2)与 $\sum_{j=1}^k w_j^i = 1$ 相结合,并采用拉格朗日乘法,即可求出局部最优化重建权值矩阵。

$$w_j^i = \frac{\sum_{m=1}^k (Q_{jm}^i)^{-1}}{\sum_{p=1}^k \sum_{q=1}^k (Q_{pq}^i)^{-1}} \quad (7)$$

在实际运用中, Q^i 可能是一个奇异矩阵,此时必须正则化 Q^i ,即:

$$Q^i = Q^i + rI \quad (8)$$

其中 r 是正则化参数, I 是一个 $k \times k$ 的单位矩阵。

Step 3: 将所有的样本点映射到低维空间中,必须满足以下条件:

$$\max \mathcal{E}(Y) = \sum_{i=1}^N \left| y_i - \sum_{j=1}^k w_j^i y_{ij} \right| \quad (9)$$

其中, $\mathcal{E}(Y)$ 为损失函数值, y_i 是 x_i 的输出向量, $y_{ij} (j=1, 2, \dots, k)$ 是 y_i 的 k 个邻近点,且满足以下条件:

$$\sum_{i=1}^N y_i = 0, \quad \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i y_i^T = I$$

其中 I 是 $m \times m$ 的单位矩阵。这里 $w_j^i (i=1, 2, \dots, N)$ 可以存储在 $N \times N$ 的稀疏矩阵 W 中,当 x_j 是 x_i 的邻近点时, $W_{ij} = w_j^i$, 否则 $W_{ij} = 0$, 则损失函数可重写为:

$$\max \mathcal{E}(Y) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N M_{ij} y_i^T y_j \quad (10)$$

其中 M 是一个 $N \times N$ 的对称矩阵,表示为:

$$M = (I - W)^T (I - W) \quad (11)$$

要使损失函数值达到最小,需取 Y 为 M 的最小 m 个非零特征值所对应的特征向量。在处理过程中,将 M 的特征值从小到大排列,第 1 个特征值几乎接近于零,那么舍去第 1 个特征值。通常

取第2~第 $m+1$ 间的特征值所对应的特征向量作为输出结果。

3 算法在人脸识别中的应用

3.1 图像深度数据重构

我们通过 Kinect 深度摄像功能,对人脸数据库 w 进行深度数据还原功能,由于人脸图像数据属于高维数据,且存在一定的噪声干扰,我们利用第2节中的稀疏表示对字典进行训练,设训练完成的学习字典为 D ,对待处理的深度图像数据 w 进行稀疏表示,继而可求得 $\hat{\alpha}$,利用字典 D 和 $\hat{\alpha}$ 对深度信息进行逼近处理,从而得到无噪声干扰的深度数据。

对深度数据进行重构时,只要设定合适的误差容忍 ε ,就可以实现对含噪声的信号进行去噪。试验中设置 $\varepsilon = k\sigma^2$,其中,令 $k = 1.05$, σ 为噪声标准差。

$$\hat{\alpha} = \arg\min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \text{ s. t. } \|w - D\alpha\|_2^2 \leq \varepsilon = k\sigma^2 \quad (12)$$

$$\hat{w} = D\hat{\alpha} \quad (13)$$

由式(12)、式(13)得到了去除噪声后的深度信息。

3.2 数据流形降维处理

根据3.1节,我们可以得到去除噪声干扰的图像深度信息,设人脸图像数据向量为 $a_i = (a_1^i, a_2^i, \dots, a_n^i)^T$,利用稀疏表示处理后的人脸图像深度信息为 $b_i = (b_1^i, b_2^i, \dots, b_n^i)^T$,则将人脸图像数据表征为

$$C_i = (a_1^i, b_1^i, a_2^i, b_2^i, \dots, a_n^i, b_n^i)^T \quad (14)$$

按照第3节,数据流形降维理论,我们可以将式(14)进行降维处理,将人脸数据集 w 输入到映射法则下,可得到最优的数据降维结果。

4 实验分析

本文在 Inter(R) Core(TM) Duo-E7500 的 CPU,内存 6G 的 Windows 7 操作系统下进行实验,利用支持向量机(SVM)算法对4.2节所得到的最优降维结果进行分类器的训练,进而完成对人脸数据的分类,选取 ORL 人脸数据库和 Yale 人脸数据库两类人脸标准数据库进行实验验证,按照第4节的方法,对两类数据库中的人脸图像数据进行处理,利用十字十乘交叉验证法,对本文算法进行可行性和优越性的验证。

4.1 ORL 人脸数据库实验

ORL 人脸数据库是由剑桥大学 AT&T 实验室创建,包含 40 人每人 10 张图像,共 400 张面部图像,图像包括了不同时间、不同光照条件、面部表情、饰物等变化。选取每人的全部图像作为训练样本,

数据库中部分图像如图3所示。



图3 部分 ORL 人脸数据库图像

假设实验数据个数为 n_c ,准确识别的个数为 n_t ,则可将其识别准确率定义为

$$p = \frac{n_t}{n_c} \times 100\% \quad (15)$$

利用十字十乘交叉验证法对其进行验证,将本文算法与 PCA 算法、KPCA 算法、HOG 算法、LLE 算法进行比较,比较结果如表1所示。

表1 ORL 数据库识别率比较结果

样本数量	平均识别率/%				
	本文算法	KPCA	PCA	HOG	LLE
50	93.6	83.93	81.8	82.6	85.8
100	92.7	84.13	82.3	83.4	86.9
150	93.4	84.73	83.6	81.8	86.8
200	93.2	84.17	81.5	83.9	87.1
250	92.8	84.60	82.6	84.2	85.6
300	93.9	84.75	83.4	82.6	86.8

由表1可得,本文算法在 ORL 数据库中较传统算法有更好的识别率,本文算法的检测率平均保持在 93%左右,而 KPCA 算法、PCA 算法、HOG 算法、LLE 算法分别保持在 84%、81%、82%、86%左右,这是由于本文算法加入了图像深度信息,并对深度信息进行去噪处理,结合图像颜色信息,得到更为准确的图像特征数据。

4.2 Yale 人脸数据库实验

Yale 人脸数据库包含 5 760 张人脸图像,共由 10 个人,每人在不同的光照条件,不同姿态表情下的人脸图像 576 张,其部分数据图像如图 4 所示。



图 4 部分 Yale 人脸数据库图像

我们按照 4.1 节的实验方法,对 Yale 数据库进行人脸识别验证,将所得结果再次与 PCA 算法、KPCA 算法、HOG 算法、LLE 算法所得结果进行比较,其结果如表 2 所示。

表 2 Yale 数据库识别率比较结果

样本 数量	平均识别率/%				
	本文算法	KPCA	PCA	HOG	LLE
500	90.8	86.1	85.1	83.9	82.9
1000	91.2	85.7	84.9	84.1	83.5
1500	88.4	85.9	85.3	84.7	83.2
2000	87.5	86.3	85.1	84.1	83.7
2500	88.1	85.9	85.3	84.6	83.4
3000	89.8	86.1	85.1	84.7	83.7

由表 2 可得,本文算法在 Yale 数据库实验中也保持较好的识别率,平均识别率为 89.3%,高于传统算法中平均识别率最高的 KPCA 算法 5% 左右,本文算法在 ORL 和 Yale 两类数据库中均有较好的识别率,证明本文算法具有一定可行性和优越性。

5 结论

本文对数据分类问题进行深入研究,结合图像深度信息去噪和人脸图像数据流形,提出一种改进型深度数据流形的数据分类算法并将其应用于人脸识别。

在 ORL 和 Yale 两个人脸图像标准数据库中的实验结果表明:本文算法有较强的适用能力,针对多个数据库具有较好的识别率。ORL 数据库和 Yale 数据库实验表明算法针对图像数据具有较高的检测率,平均保持在 93.1% 和 89.3%,优于传统算法,体现算法在高维数据分类中具有一定的优势,今后的任务是进一步提高算法抗干扰能力。

参考文献:

- [1] Rencher A C, Christensen W F. Methods of Multivariate Analysis [M]. Third Edition, Hoboken: Wiley Press, 2012: 405-433.
- [2] Wang J, Zhou Y S, Du X J, et al. Personal Credit Assessment Based on KPCA and SVM [C] // Proceedings of International Conference on Business Intelligence and Financial Engineering, Beijing: IEEE Press, 2012: 25-28.
- [3] Dalai N, Triggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection [C] // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego: IEEE Press, 2005: 886-893.
- [4] Gentle J E, Härdle W K, Mori Y C. Handbook of Computational Statistics: Concepts and Methods [M]. Second Edition, Germany: Springer Press, 2012: 883-926.
- [5] Iosifidis A, Tefas A, Nikolaidis N, et al. Multi-View Human Movement Recognition Based on Fuzzy Distances and Linear Discriminant Analysis [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2012, 116(3): 347-360.
- [6] Zafeiriou S, Tzimiropoulos G, Petrou M, et al. Regularized Kernel Discriminant Analysis with a Robust Kernel for Face Recognition and Verification [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2012, 23(3): 526-534.
- [7] Roweis S T, Saul L K. Nonlinear Dimensionality Reduction by Locally Linear Embedding [J]. Science, 2000, 290(5500): 2323-2326.
- [8] 翟永前, 乔建, 赵力. 基于简化 Gabor 小波的人脸识别算法研究 [J]. 电子器件, 2012, 35(6): 687-681.
- [9] 王宪, 慕鑫, 张彦, 等. 基于曲波域与核主成分分析的人脸识别 [J]. 光电工程, 2011, 38(10): 98-102.
- [10] 肖泉, 丁兴号, 王守觉. 基于自适应超完备稀疏表示的图像去噪方法 [J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(9): 1886-1890.
- [11] Osborne M R, Presnell B, Turlach B A. A New Approach to Variable Selection in Least Squares Problems [J]. IMA Journal of Numerical Analysis, 2000, 20(3): 389-403.
- [12] Pan Jun, Kong Fansheng, Wang Ruiqin. Locality Sensitive Discriminant Transductive Learning [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2012, 46(6): 987-994.
- [13] Kim W, Crawford M M. Adaptive Classification for Hyperspectral Image Data Using Manifold Regularization Kernel Machines [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(11): 4110-4121.
- [14] Zhao Xiaoming, Zhang Shiqing. Facial Expression Recognition Using Local Binary Patterns and Discriminant Kernel Locally Linear Embedding [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2012, 2012(1): 1-9.
- [15] Cherigui S, Guillemot C, Thoreau D, et al. Map-Aided Locally

Linear Embedding Methods for Image Prediction[C]//Proceedings
of IEEE International Conference on Image Processing , IEEE

Press 2012: 2909-2912.



宋全有(1963-) ,男 ,河南孟州人 ,硕士 ,
副教授 ,主要研究方向为计算机应用 ,通
信与系统系统 61915600@163.com。