一种序列的加权 kNN 分类方法

朱明旱[1,2],罗大庸[1],易励群[3]
(1. 中南大学信息科学与工程学院,湖南长沙 410083;2. 湖南文理学院电气与信息工程学院,湖南常德 415000;
3. 湖南文理学院现代教育技术中心,湖南常德 415000)

摘 要: 针对加权 kNN(k-Nearest Neighbor)方法在对样本进行分类时,仅仅只利用了它的 k 近邻点来进行分类决策的不足,提出了一种序列的加权 kNN 分类方法. 该方法在对某个测试样本进行分类时,除了利用它 k 近邻点所提供的类别信息外,还有效地利用了前面已分类样本的类别信息,这使得测试样本的分类决策更加合理和有效. 在 Cohn-Kanade 人脸库上进行的表情识别实验表明,在序列样本分类的场合,该方法的分类效果比加权 kNN 方法更好.

关键词: 加权 kNN; 流形; 贝叶斯规则; 序列的加权 kNN
中图分类号: TP391 **文献标识码**: A **文章编号**: 0372-2112 (2009) 11-2584-05

A Sequential Weighted k-Nearest Neighbor Classification Method

ZHU Ming-han[1,2], LUO Da-yong[1], YI Li-qun[3]
(1. *College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha, Hunan*, 410083, *China*;
2. *College of Communication and Electric Engineering, Hunan University of Arts and Science, Changde, Hunan* 415000, *China*;
3. *Modern Education Technology Center, Hunan University of Arts and Science, Changde, Hunan* 415000, *China*)

Abstract: Aim at the defect that weighted k-nearest neighbor method classifies one test sample only using the class information of its k-nearest samples, a sequential weighted k-nearest neighbor classification method is proposed in this paper. Not only the class information offered by k-nearest neighbor points of test sample but also the class information of previous test sample is used for classification in the proposed method. So its decision-making processing is more reasonable and effective. The experimental results of facial expression recognition in Cohn-Kanade face database show the method is better than weighted k-nearest neighbor method for the classification of sequential samples.

Key words: weighted k-nearest neighbor; manifold; Bayesian rule; sequential weighted k-nearest neighbor

1 引言

kNN(*k*-Nearest Neighbor)分类方法是最近邻方法[1]的一个推广,它将测试样本分类为与它最接近的 k 个近邻中出现最多的那个类别. 这种非参数分类方法,对许多种数据集的分类都十分有效[2,3]. 已被广泛应用于分类、回归和模式识别等领域中.

k 近邻方法在决定测试样本的类别时,赋予了这 k 个近邻样本平等的贡献. 根据贝叶斯决策规则,为了得到可靠的分类结果,一方面要使 k 越大越好,另一方面又要使测试样本的 k 个近邻样本距它越近越好. 因此,常需根据实际情况,在选取 k 值时,做出某种折中[4]. 对此,一些学者提出了一些最优 k 值的搜索方案,如:先给 k 设定一个初值,然后不断地调整 k 值,并用留一法(Leave-One-Out,LOO)进行实验,根据实验结果得到最优 k 值,这种方法用起来相当费时. 后来,Gora 等人[5]提出了一种自动选取最优 k 值的 k 近邻方法. Hechenbichler 等人[6]则提出了一种加权 kNN 方法,该方法根据各近邻样本到测试样本的距离(或其它相似度)的大小,赋予这 k 个近邻样本不同的权值. 距离越小权值就越大,相反,距离越大,所赋予的权值就越小. 这样,近邻样本与测试样本的相似程度,就通过权值的大小来体现. 因此,既使 k 值很大,对测试样本分类起决定作用的,仍是与它相距较近的那些样本. 这种加权 k 近邻方法的分类准确率,对 k 值的选取不再敏感,表现出了较好的鲁棒性.

另一些学者则对相似度的确定问题进行了研究,提出在计算近邻样本与测试样本的相似程度时,对它们的各个特征进行加权. 相关性越强,赋予的权值越大,相关性越弱,赋予的权值越小,对不相关的特征,则赋予 0 权值. 如:陈振洲[7]等人提出的基于 SVM 的特征加权 kNN 算法;刘明[8]等人提出的证据理论 k 近邻规则中,相似

收稿日期:2008-09-18;修回日期:2009-06-18
基金项目:湖南省教育厅科研项目(No. 08C606);国家自然科学基金项目(No. 60776834)

度参数的确定方法;Vivencio 等人[9]提出的基于 x^2 统计检验的特征加权 kNN 算法,以及孙岩[10]等人提出的基于贝叶斯结构特征加权的 kNN 算法. 这些算法加重了相关特征对分类所起的作用,在一定程度上提高了分类的准确率.

然而,以上这些加权 kNN 算法,在对样本进行分类时,都只利用了待测样本的 k 近邻点所提供的类别信息,而没有考虑已测样本与该待测样本的内在联系. 若用于对序列中的样本进行分类,就会导致一些明显的误判. 例如:在人脸图像序列中的人脸识别;在表情图像序列中的表情识别等等. 我们用图 1 展示了用加权 k 近邻方法对序列样本进行分类时,出现的一些错分现象. 图中 M_A 和 M_B 分别表示两个不同的流形,$I_4, \cdots, I_{10}$是一测试样本序列,若用加权 k 近邻方法,I_7 会被归为 A 类. 实际上,综观整个测试样本序列,不难发现 I_7 同其它的测试样本一样,也属于 B 类.

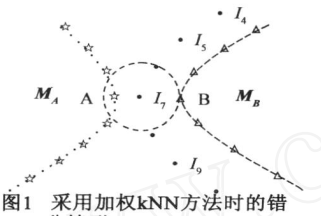


图1　采用加权kNN方法时的错分情形

针对这个缺陷,本文从加权 k 近邻方法的基本原理入手,提出了一种序列的加权 kNN 分类方法,该方法在对序列 $I_0, I_1, \cdots, I_t, \cdots$中的样本 I_t 进行分类时,不仅利用了它 k 近邻点所提供的类别信息,而且还考虑了已测样本 $I_0, \cdots, I_{t-1}$对 I_t 分类的影响,使分类的信息更加全面、可靠,从而大大提高了序列样本分类的准确率.

2　加权 kNN 原理

设 $L = \{(y_i, x_i), x_i \in R^d, i = 1, 2, \cdots, n\}$是一个由 n 个样本组成的训练集,每个样本 x_i 的类别标示 y_i 均已知,$y_i \in \{\omega_1, \cdots, \omega_s\}$. x_t 为待测样本,它的类别 ω_t 待测. 加权 kNN 分类方法的原理如下:

(1) 根据明考斯基(Minkowski)距离

$$d(x_t, x_i) = \left(\sum_{j=1}^{d} |x_{tj} - x_{ij}|^q\right)^{1/q}$$

(或其它特征加权相似度),从训练集 L 中,找出 x_t 的 $k+1$ 个近邻样本. 用 $x_{t(1)}, x_{t(2)}, \cdots, x_{t(k+1)}$表示这 $k+1$ 个近邻样本,$y_{(1)}, y_{(2)}, \cdots, y_{(k+1)}$表示它们的类别标记.

(2) 用第 $k+1$ 个近邻样本到 x_t 的距离 $d(x_t, x_{t(k+1)})$,标准化前 k 个近邻样本到 x_t 的距离:

$$D(x_t, x_{t(l)}) = \frac{d(x_t, x_{t(l)})}{d(x_t, x_{t(k+1)})}, \quad l = 1, 2, \cdots, k \tag{1}$$

(3) 用加权核函数 $K(\cdot)$,将标准距离 $D(x_t, x_{t(l)})$ 转化为 x_t 与 $x_{t(l)}$ 同类的概率 $P(x_{t(l)} | x_t)$. 若 $K(\cdot)$ 为高斯核函数则有:

$$P(x_{t(l)} | x_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{D(x_t, x_{t(l)})}{2}\right) \tag{2}$$

常用的加权核函数 $K(\cdot)$ 有八种,详细内容可参考文献[6].

(4) 根据 x_t 的这 k 个近邻样本,求出 x_t 为类别 ω_s ($s = 1, 2, \cdots, r$) 的后验概率

$$P(\omega_s | x_t) = \frac{1}{\alpha} \sum_{l=1}^{k} P(x_{t(l)} | x_t)\, I(y_{(l)} = \omega_s) \tag{3}$$

$$I(A) = \begin{cases} 1, & \text{如果 } A \text{ 为真} \\ 0, & \text{如果 } A \text{ 为假} \end{cases}$$

这里 $\alpha = \sum_{l=1}^{k} P(x_{t(l)} | x_t)$ 为归一化因子. 最大 $P(\omega_s | x_t)$ 所对应的类别被判定为 x_t 的类别,即:

$$\omega_t = \arg\max_{\omega_s} P(\omega_s | x_t) \tag{4}$$

3　序列的加权 kNN

设 $T = \{x_0, x_1, \cdots, x_t\}$ 为一样本序列,考虑对序列 T 的各个样本进行分类. 若每次分类都采用上述的加权 kNN 方法,那么各测试样本间的序列联系没有得到任何利用,这显然具有不合理的一面.

考虑到 x_t 与 $x_{0:t-1}$的序列关系,在对样本 x_t 分类时,同文献[11]一样,我们采用了联合后验概率 $P(\omega_s | x_t, x_{0:t-1})$ 作为它的分类依据. 根据式(3)有

$$P(\omega_s | x_t, x_{0:t-1}) = \frac{1}{\alpha^*} \sum_{l=1}^{k} P(x_{t(l)} | x_{0:t})\, I(y_{(l)} = \omega_s)$$

这里 $x_{0:t}$表示序列 $x_0, x_1, \cdots, x_t$. 假设 x_t 与 $x_{0:t-1}$在给定的 $x_{t(l)}$ 下是条件独立的,运用贝叶斯理论[12],有如下的推理:

$$\begin{aligned} P(x_{t(l)} | x_{0:t}) &= \frac{1}{\beta_1} P(x_t | x_{t(l)}, x_{0:t-1})\, P(x_{t(l)} | x_{0:t-1}) \\ &= \frac{1}{\beta_1} P(x_t | x_{t(l)})\, P(x_{t(l)} | x_{0:t-1}) \end{aligned} \tag{5}$$

这里 $\beta_1 = P(x_t | x_{0:t-1})$. 同理,对式(5)继续递推

$$\begin{aligned} P(x_{t(l)} | x_{0:t}) &= \frac{1}{\beta_1\beta_2} P(x_t | x_{t(l)})\, P(x_{t-1} | x_{t(l)})\, P(x_{t(l)} | x_{0:t-2}) \\ &\cdots\cdots \\ &= \frac{1}{\beta} \prod_{j=1}^{t} P(x_j | x_{t(l)})\, P(x_{t(l)} | x_0) \end{aligned}$$

这里,$\beta_j = P(x_{t+1-j} | x_{0:t-j})$, $1 \le j \le t$, $\beta = \beta_1\beta_2, \cdots, \beta_t$. 因此,联合后验概率为

$$\begin{aligned} P(\omega_s | x_{0:t}) &= \frac{\frac{1}{\beta} \sum_{l=1}^{k} \prod_{j=1}^{t} P(x_j | x_{t(l)})\, P(x_{t(l)} | x_0)\, I(y_{(l)} = \omega_s)}{\frac{1}{\beta} \sum_{l=1}^{k} \prod_{j=1}^{t} P(x_j | x_{t(l)})\, P(x_{t(l)} | x_0)} \\ &= \frac{1}{\alpha^*} \sum_{l=1}^{k} \prod_{j=1}^{t} P(x_j | x_{t(l)})\, P(x_{t(l)} | x_0)\, I(y_{(l)} = \omega_s) \end{aligned} \tag{6}$$

$$\alpha^* = \sum_{l=1}^{k}\prod_{j=1}^{t} P(x_j|x_{t(l)})\ P(x_{t(l)}|x_0)$$

根据加权 kNN 原理，x_t 与 $x_{t(l)}$ 同类的概率 $P(x_0|x_{t(l)}) = P(x_{t(l)}|x_0)$，另外，式(6)中，对不同的 ω_s，α^* 的值都相等，为了简化计算，我们用下式计算 x_t 属于类别 ω_s 的度量值：

$$P^*(\omega_s|x_{0:t}) = \sum_{l=1}^{k}\prod_{j=0}^{t} P(x_{t(l)}|x_j)\ I(y_{(l)}=\omega_s) \quad (7)$$

根据上述的结论，有如下的序列加权 kNN 分类方法：

设 $L=\{(y_i, x_i), x_i\in R^d, i=1,2,\cdots,n\}$ 是一个由 n 个样本组成的训练集，每个样本 x_i 的类别标示 y_i 均为已知，$y_i\in\{\omega_1,\cdots,\omega_r\}$. x_t 为一待测样本，它来自于序列 $\{x_0, x_1,\cdots,x_t,\cdots\}$，它的类别 ω_t 待测.

(1) 根据明考斯基距离 $d(x_t, x_i) = (\sum_{j=1}^{d}|x_{ij}-x_{ij}|^q)^{1/q}$ 或其它特征加权距离，从训练集 L 中，找出 x_t 的 $k+1$ 个近邻点.

(2) 用第 $k+1$ 个近邻点到 x_t 的距离 $d(x_t, x_{t(k+1)})$，标准化 k 近邻点到 $\{x_j, j=0,1,\cdots,t\}$ 的距离.

$$D_{j(l)} = \frac{d(x_j, x_{t(l)})}{d(x_t, x_{(k+1)})},\ j=0,1,\cdots,t;\ l=1,2,\cdots,k \quad (8)$$

(3) 用高斯核函数，将标准距离 $D_{j(l)}$ 转化为 x_j 与 $x_{t(l)}$ 同类的概率 $P(x_{t(l)}|x_j)$.

$$P(x_{t(l)}|x_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}}\exp(-\frac{D_{j(l)}}{2}) \quad (9)$$

(4) 用式(10)求出样本 x_t 属于类别 ω_s 的概率 $P^*(\omega_s|x_{0:t})\ (s=1,2,\cdots,r)$.

$$P^*(\omega_s|x_{0:t}) = \sum_{l=1}^{k}\prod_{j=0}^{t} P(x_{t(l)}|x_{t-j})\ I(y_{(l)}=\omega_s) \quad (10)$$

最大 $P^*(\omega_s|x_{0:t})$ 值所对应的类别就是 x_t 的类别 ω_t，即：

$$\omega_t = \arg\max_{s}\sum_{l=1}^{k}\Big(\prod_{j=0}^{t} P(x_{t(l)}|x_{t-j})\Big)\ I(y_{(l)}=\omega_s)$$

在实际应用中，可以只估计 x_t 与它前 c 个样本(c 为一固定常数)的联合后验概率，并将其作为它的分类依据，即：

$$\omega_t = \arg\max_{s}\sum_{l=1}^{k}\prod_{j=0}^{c} P(x_{t(l)}|x_{t-j})\ I(y_{(l)}=\omega_s) \quad (11)$$

假设在 d 维空间中，有 n 个已标记的训练样本. 在最简单的方法中，计算每一个距离的计算复杂度为 $O(d)$，搜索方法的总计算复杂度为 $O(dn^2)$. 将距离转化为概率，并求出待测样本属于各个类别概率的计算复杂度为 $O(1)$. 所以加权 kNN 方法，总的计算复杂度为 $T=O(dn^2)+O(1)=O(dn^2)$. 序列加权 kNN 方法的第一个步骤与加权 kNN 方法一样，而后续的三个步骤均与训练样本的维数 d 和规模 n 无关，计算复杂度也为 $O(1)$. 可见，这两种算法具有相同的计算复杂度.

为了比较直观地说明序列加权 kNN 方法的优势，下面我们分别用两种方法来对图 1 中的待测样本 I_7 进行分类. 为了阐述的方便，取 $k=2$，$c=2$，则 A 和 B 分别为 I_7 的两个最近邻样本. 不难发现

$$d(I_7, A) < d(I_7, B),\ d(I_6, A) > d(I_6, B),$$
$$d(I_5, A) > d(I_5, B).$$

根据式(2)，有

$$P(A|I_7) > P(B|I_7),\ P(A|I_6) < P(B|I_6),$$
$$P(A|I_5) < P(B|I_5).$$

不防假设

$$P(A|I_7)=0.8,\ P(B|I_7)=0.6,\ P(A|I_6)=0.38,$$
$$P(B|I_6)=0.4,\ P(A|I_5)=0.1,\ P(B|I_5)=0.2.$$

用加权 kNN 方法，得到 I_7 属于 A 类和 B 类的概率分别为

$$P(\omega_A|I_7)=0.8/1.4=0.57$$
$$P(\omega_B|I_7)=0.6/1.4=0.43$$

$P(\omega_A|I_7) > P(\omega_B|I_7)$，$I_7$ 被地判定为 A 类，分类出现了错误. 用本文的方法，根据式(11)求得 I_7 属于 A 和 B 类的度量值为

$$P^*(\omega_A|I_{5:7}) = 0.8\times0.38\times0.1 = 0.0304$$
$$P^*(\omega_B|I_{5:7}) = 0.6\times0.4\times0.2 = 0.0480$$

$P^*(\omega_A|I_{5:7}) < P^*(\omega_B|I_{5:7})$，$I_7$ 被判定为 B 类，分类正确. 由于序列的加权 kNN 方法利用了 I_6 和 I_5 提供的类别信息，因而提高了分类的准确性.

4 实验与分析

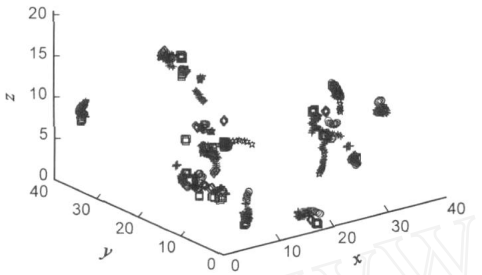
4.1 实验

实验是在 Cohn-Kanade 人脸库[13]上进行的，Cohn-Kanade 人脸库含有 210 个对象的六种表情(高兴、悲伤、惊讶、生气、厌恶、恐惧)序列. 我们从 Cohn-Kanade 人脸库中选取了 15 个对象的六种表情序列，每个表情序列选 12 幅图像，共 1080 幅图像，图 2 为 Cohn-Kanade 人脸库中的一些样本.

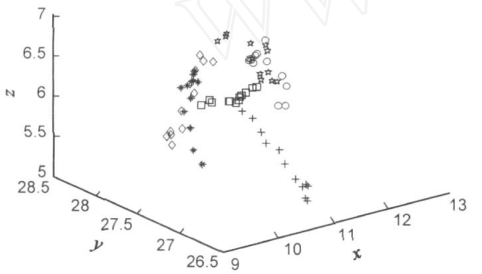
图2 Cohn-Kanade人脸库中的样本

我们先用等距映射(Isomap)算法[14]，将原始图像投影到 7 维流形空间. 图 3(a)是 15 个人的图像经等距映射后得到的表情流形，(b)为(a)图中某一人的表情流

形的放大图(为了可视化我们只取了流形坐标的前3个值作为 x, y, z 的坐标值,图中 * 代表厌恶, ☆代表惊奇, ◇代表悲伤, □代表生气, ○代表恐惧, + 代表高兴).



(a) 15人的表情流形



(b) 某人的表情流形

图3　图像的Isomap投影

然后,将这1080个低维样本分为两个样本集 X_1 和 X_2,各由15人的6种表情序列组成,每种表情序列包含6个不同强度的表情样本. 我们采用交叉验证的方法(Cross Validation)进行了两种表情识别实验:实验1)测试样本是从测试集的540个样本中随机取出,前后测试样本间没有序列关系;实验2)测试样本以表情序列为组进行识别,共有90(6 ×15)个表情序列,每组的各测试样本间存在序列关系. 每种实验分别采用了加权 kNN 与本文提出的序列的加权 kNN 方法来进行表情分类. k = 5, k 近邻点的判断采用了欧氏距离 q = 2,实验的识别率数据如表1和表2所示.

表1　实验1的表情识别率数据

	高兴	悲伤	厌恶	惊讶	生气	恐惧
加权 kNN	89.4%	81.2	82.3%	85.5%	87.2%	82.7%
本文的方法	91.2%	82.6%	83.4%	85.2%	87.2%	82.9%

表2　实验2的表情识别率数据

	高兴	悲伤	厌恶	惊讶	生气	恐惧
加权 kNN	89.4%	81.2	82.3%	85.5%	87.2%	82.7%
本文的方法	95.2%	90.6%	90.4%	93.1%	94.2%	91.6%

4.2　实验分析

综合表1的数据我们得到,用加权 kNN 方法得到的平均识别率为84.72%,本文方法得到的为85.42%. 这说明在前后测试样本间不存在序列关系的情况下,两种方法得到的识别率相差不大,几乎一样. 综合表2的数据我们得到,用加权 kNN 方法得到的平均识别率仍为84.72%,而本文方法得到的为92.52%. 这说明若前后测试样本之间存在序列关系,本文提出的序列的加权 kNN 方法,因利用了这种序列关系所给予的信息,识别率更高.

5　结束语

本文提出了一种序列的加权 kNN 分类方法,它采用贝叶斯联合后验概率作为对测试样本的分类依据. 实际上,这个贝叶斯联合后验概率,不仅包含有测试样本的 k 个近邻点所提供的类别信息,而且还包含了前后测试样本间内在的流形结构信息. 因此,在序列样本分类的场合,与加权 kNN 分类方法相比,该方法具有更加可靠的分类结果.

参考文献:

[1] T M Cover, P E Hart. Nearest neighbor pattern classification [J]. IEEE Trans. on Information Theory, 1967, 13(1): 21 - 27.

[2] Y Yang, X Lin. A re-examination of text categorization methods[A]. Proceedings of the 22nd Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval[C]. New York: ACM, 1999, 42 - 49.

[3] Li Baoli, Chen Yuzhong, Yu Shiwen. A comparative study on automatic categorization methods for Chinese search engine [A]. Proceedings of the Eighth Joint International Computer Conference[C]. Hangzhou: Zhejiang University Press, 2002. 117 - 120.

[4] G Gora, A Wojna. A classifier combining rule induction and k-NN method with automated selection of optimal neighbourhood [A]. Proceedings of the Thirteenth European Conference on Machine Learning [C]. Heidelberg: Springer Berlin, 2002, 2430: 111 - 123.

[5] C D'Amato, D Malerba, F Esposito, et al. Extending the k-nearest neighbour classification algorithm to symbolic objects [A]. Atti del Convegno Intermedio della Società Italiana di Statistica "Analisi Statistica Multivariata per le scienze economico-sociali, le scienze naturali e la tecnologia"[C]. Italia: Napoli, 2003.

[6] W Hechenbichler, K Schliep. Weighted k-nearest-neighbor techniques and ordinal classification[OL]. http://epub.ub.uni-muenchen.de/1769/, 2007-4-10/2008-9-12.

[7] 陈振洲,李磊,姚正安. 基于 SVM 的特征加权 KNN 算法[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2005, 44(1): 17 - 20.
Chen Zhen-zhou, Li Lei, Yao Zheng-an. Feature-weighted k-nearest neighbor algorithm with SVM[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni, 2005, 44(1): 17 - 20. (in Chinese)

[8] 刘 明,袁保宗,唐晓芳. 证据理论 k-NN 规则中确定相似度参数的新方法[J]. 电子学报,2005,33(4):766 - 768
Liu Ming, Yuan Bao-zong, Tang Xiao-fang. A new approach to determine the similarity parameters in evidence-theoretic k-NN rule[J]. Acta Electronica Sinica. 2005,33(4):766 - 768. (in Chinese)

[9] D P Vivencio, E R Hruschka, M C Nicoletti, et al. Feature-weighted k-nearest neighbor classifier[A]. Proceedings of the IEEE Symposium on Foundations of Computational Intelligence [C], Wsdhington DC, USA: IEEE Communications Society, 2007. 481 - 486.

[10] 孙 岩,吕世聘,唐一源. 无先序条件约束的 KNN 算法[J]. 小型微型计算机系统,2008,29(4):682 - 686.
Sun Yan, Lv Shi-p in, Tang Yi-yuan. No previous ordering for kNN algorithm[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2008,29(4):682 - 686. (in Chinese)

[11] C Shan, ,S Gong, P W McOwan. Dynamic facial expres- sion recognition using a Bayesian temporal manifold model[A]. Proceedings of British Machine Vision Conference[C]. UK: Edinburgh,2006,1:297 - 306.

[12] R O Duda, P E Hart, D G Stork 著. 李宏东,姚天翔,等译. 模式分类(第二版)[M]. 北京:机械工业出版社,2006. 16 - 21.

[13] T Kanade, J Cohn Y Tian. Comprehensive database for facial expression analysis[A]. Proceeding of the Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition(FG '00)[C]. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society,2000. 46 - 53.

[14] J B Tenenbaum, V de Silva, J C Langford. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction[J]. Science, 2000,290:2319 - 2323.

作者简介:

朱明旱 男,讲师. 1974 年生于湖南慈利县,2005 年毕业于中南大学信息科学与工程学院,获硕士学位,其后在湖南文理学院电气与信息工程学院任教. 现为中南大学信息科学与工程学院博士生,主要从事模式识别、计算机视觉方面的研究.
E-mail: zhumh. 123 @163. com

罗大庸 男,教授、博士生导师. 1944 年 10 月生于湖南长沙,主要从事模式识别、计算机视觉、智能控制、信息融合技术等方面的研究工作.
E-mail: dyluo @mail. csu. edu. cn