

基于 SVM 和 D-S 理论的三维人脸识别

雷 虎¹, 樊泽明²

(1. 西安翻译学院, 陕西 西安 710105;

2. 西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072)

摘 要:针对三维人脸识别算法中的高精度分类器设计问题,采用人脸全局特征和局部特征共四个相互独立的多特征信息分类后进行 D-S 数据融合技术来实现。通过 SVM 分类器对三维人脸图像中相互独立的全局特征(面廓)和局部特征(眼睛、鼻子和嘴)共四个特征进行一对一的单特征识别,并将其结果进行数据归一化处理后,作为 D-S 证据理论的 BPA,按照 D-S 理论融合全局特征和局部特征数据,计算出更加准确的识别结果。经过融合数据结果分析,发现该算法可靠有效,大大提高了三维人脸的识别效率。

关键词:三维人脸;SVM 理论;D-S 证据理论;识别

中图分类号:TP391.4

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)06-0075-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.06.019

3D Face Recognition Based on SVM and D-S Evidence Theory

LEI Hu¹, FAN Ze-ming²

(1. Xi'an Fanyi University, Xi'an 710105, China;

2. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract:In view of the high accuracy classification design problem of 3D face recognition algorithm, use face global features and local features, a total of four independent feature information classification before D-S data fusion technology to realize. The global features (surface profile) and local features (eyes, nose and mouth), a total of four characteristics in the 3D face images for one-on-one single feature recognition is conducted by SVM classifier, and the results are normalized data fusion as BPA of D-S evidence theory, calculating the more accurate identification results. The fusion result analysis shows that this algorithm is reliable and effective, greatly improving the recognition efficiency of 3D face.

Key words:3D face; SVM theory; D-S evidence theory; recognition

0 引 言

二维人脸图像信息无法准确表达外界条件引起的变化,如表情、年龄、姿势和光照等的影响,而三维人脸图像明显比二维人脸图像有很大的优势,比如三维人脸采用形状和纹理进行识别,纹理包含了二维的信息,三维人脸图像信息比二维人脸所表达的信息量大很多,因此三维人脸识别具有更好的识别效果^[1]。三维人脸识别仅仅通过某种特征很难快速准确地解决问题,有很多研究者提出利用全局特征和局部特征来表示人脸。这类方法中比较经典的是 Wiskott 等人提出的弹性图匹配方法(Elastic Bunch Graph Matching, EBGM)、局部特征分析法(Local Feature Analysis, LFA)。

全局特征通过轮廓、肤色和面部器官的分布等来表现人脸的整体属性,主要用于粗略匹配;局部特征表现人脸细节变化,比如面部器官的特点,主要用来进行精细判别^[2-3]。

三维人脸的特征信息提取和融合,设计分类器会对人脸识别的性能产生很大的影响,因为所有的分类器都可以对人脸图像信息进行分类。统计学习方法对新数据的推广能力进行了深入而细致的探讨,但在人脸识别研究中,统计学习算法并非识别效果最佳,如何设计高精度的分类器,提高其推广能力成为三维人脸识别的重要因素^[4-10]。

文中对局部特征与全局特征进行分组融合,通过

收稿日期:2013-08-01

修回日期:2013-11-19

网络出版时间:2014-02-24

基金项目:国家自然科学基金资助项目(11102162);陕西高等教育教学改革研究(重点)项目(13BZ69)

作者简介:雷 虎(1976-),男,陕西渭南人,讲师,硕士,研究方向为数据仓库与数据挖掘、计算机视觉;樊泽明,博士后,副教授,硕士生导师,研究方向为自动控制与模式识别。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140224.0858.014.html>

特征的联合使用充分发挥其互补性,在变化情况复杂的实际环境中最大限度获取有用的人脸数据,并在三维人脸特征信息提取技术的基础上,提出了一种基于 SVM 和 D-S 证据理论相结合的多特征三维人脸识别方法,该方法识别准确率高,能够有效地识别复杂环境下的人脸特征信息。

1 SVM 和 D-S 证据理论

1.1 SVM 分类器

文中采用 SVM 分类器对三维人脸进行训练和识别。其基本思想是:对于非线性可分样本,将其输入分量经非线性变换映射到另一个高维空间中,在这个空间中寻找一个超平面,它可以将两个分类准确的分开,而且间隙最大,这样的超平面叫做最优超平面。其中距离超平面最近的异类向量称为支持向量(support vector),一组支持向量可唯一地确定一个超平面,两类支持向量间的距离叫分类距离。

设给定训练样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2) \dots$, 其中 $x_i \in R^n, y_i \in \{-1, 1\}$, 对于 x 作非线性变换,使 x 成为线性可分,则可找到向量 w 和常量 b 满足:

$$y_i(w \cdot x + b) \geq 1 \quad (1)$$

其中, $i \in \{1, m\}$ 是 m 个训练样本。

则 $f(x) = wx + b$ 就是能够线性分开的超平面,分类距离为:

$$d(w, b) = \frac{1}{|w|} - \left(\frac{-1}{|w|} \right) = \frac{2}{|w|} \quad (2)$$

要使分类距离最大,即求函数 $\phi(x) = |w|^2$ 的最小值,可以定义如下的 Lagrange 函数:

$$L(w, b, c) = \frac{1}{2} |w|^2 - \sum_{i=1}^m c_i [y_i(w \cdot x_i + b) - 1] \quad (3)$$

其中, c_i 为 Lagrange 系数。

于是就将问题转化成了对 w 和 b 求 Lagrange 函数的极小值。每一个 Lagrange 系数 c_i 对应于一个训练样本 x_i 。最后得到的分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn}(wx + b) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^{N_s} c_i y_i x + b\right) \quad (4)$$

其中, N_s 是支持向量的个数。

对于线性不可分,可以引入松弛变量或 $\xi_i \geq 0, i = 1, \dots, m$, 得

$$y_i(wx_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad y_i \in \{-1, 1\} \quad (5)$$

如果 x_i 被错分,那么 $\xi_i > 1$, 因此总的错分类数小于 $\sum_{i=1}^m \xi_i$, 在目标函数中加入一项对错分类进行惩罚,折中考虑最大分类间隙和最小错分样本,即求 $\frac{1}{2}$

$|w|^2 + K\left(\sum_{i=1}^m \xi_i\right)$ 最小,就得到了线性不可分的支持向量机,其中 $K > 0$ 是控制惩罚度的常数。

由拉格朗日乘数法,问题等价于在约束条件: $0 \leq a_i \leq K$ 与 $\sum_{i=1}^m a_i y_i = 0$ 下最小化函数:

$$Q(x) = \sum_{i=1}^m a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (6)$$

1.2 D-S 证据理论

D-S 证据理论是建立在一个非空集合 Θ 上的理论。假设有一个判决问题,其所有可能结果的集合用 Θ 表示,任一命题都对应于 Θ 的一个子集, Θ 称为识别框架, Θ 的子集称为一个命题。 Θ 由一组有限的互不相交的基本命题组成。对于任意命题 A , 都属于幂集 2^Θ 。在 2^Θ 上定义了一个集函数 $m(x)$:

$2^\Theta \rightarrow [0, 1]$, 满足条件:

(1) $m(\emptyset) = 0$;

(2) $\sum_{A \subset \Theta} m(A) = 1$ 。

称 $m(x)$ 为辨识框架 Θ 上的基本概率分配函数, $\forall A \subset \Theta, m(A)$ 称为 A 的基本概率分配值(basic probability value),表示证据支持命题 A 发生的程度,但不支持 A 的任何真子集。条件(1)为空命题的信度为零,即不产生任何信度。条件(2)反映了总信度为 1。如果 A 为 Θ 的子集,且 $m(A) > 0$, 则称 A 为证据的焦元(focal element),所有焦元的集合称为核(core)。

证据是由证据体 $(A, m(A))$ 组成的,利用证据体可以定义 2^Θ 上的信任函数(Belief function)和似真信任函数(Plausibility function):

$\text{Bel}: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足以下条件:

(1) $\text{Bel}(\emptyset) = 0$;

(2) $\text{Bel}(\Theta) = 1$;

(3) $\forall A_1, A_2, \dots, A_n \subset \Theta$ (n 为自然数), $\text{Bel}\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) \geq \sum_{\substack{I \subset \{1, 2, \dots, n\} \\ I \neq \emptyset}} (-1)^{|I|+1} \text{Bel}\left(\bigcap_{i \in I} A_i\right)$ 。

$\text{Pl}: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$, 满足条件:若 $\forall A \subset \Theta$,

$$\text{Dou}(A) = \text{Bel}(\bar{A}), \text{Pl}(A) = 1 - \text{Bel}(\bar{A}) \quad (7)$$

则 Dou 为 Bel 的怀疑函数, Pl 为 Bel 的似真函数, $\text{Dou}(A)$ 表示怀疑 A 的程度,而 $\text{Pl}(A)$ 表示不怀疑命题 A 的程度或者说是命题 A 的可靠(似真)程度。由式(7)可以得到

$$\text{Bel}(A) = 1 - \text{Pl}(\bar{A}) \quad \forall A \subset \Theta \quad (8)$$

这说明 Bel 和 Pl 所表达的信息完全相同,其中一个可以由另一个得到。

由(7)式,可以用基本概率分配 m 来重新表示 Pl ,

$\forall A \subset \Theta$

$$Pl(A) = 1 - Bel(\bar{A}) = \sum_{B \subset \Theta} m(B) - \sum_{B \subset A} m(B) \cdot \sum_{B \cap A = \emptyset} m(B) \quad (9)$$

式(9)说明 $Pl(A)$ 包含了所有与 A 相容的命题的基本可信分配值($A \cap B \neq \emptyset$ 表示 A 与 B 相容),根据式(9)和信度函数 $Bel(A) = \sum_{B \subset A} m(B)$ ($\forall A \subset \Theta$)可以得到: $\forall A \subset \Theta, Bel(A) \leq Pl(A)$ 。

$Bel(A)$ 和 $Pl(A)$ 分别给出了集合 A 的信度上限和下限值,信度区间描述了命题的不确定性。

D-S 证据合成法则一般假设 $Bel_1, Bel_2, \dots, Bel_n$ 为论域 U 上的 n 个独立证据的信任函数,其相应的 BPA 函数分别为 m_1, m_2, \dots, m_n , 相应的焦元分别为 $A_{11}, A_{12}, \dots, A_{1k_1}, A_{21}, A_{22}, \dots, A_{ikt}$, 则可以利用 D-S 合成法则计算出一个 BKF, 该函数为原来几个 BKF 的正交和,用 \oplus 表示。

当 $A \neq \emptyset$ 且 $A \subseteq \Theta$ 时

$$m_1 \oplus m_2(A) = 1/(1-k) \sum_{B \cap C = A} m_1(B)m_2(C) \quad (10)$$

$$k = \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B)m_2(C) \quad (11)$$

当 $A = \emptyset$ 时 $m_1 \oplus m_2(A) = 0$ 。

当 k 值接近 1 时,可能产生不合理的结果;当 k 不等于 1 时, $m_1 \oplus m_2 \oplus m_3$ 仍为基本概率分配函数。

$$m_1 \oplus m_2 \oplus m_3 = (m_1 \oplus m_2) \oplus m_3 = m_1 \oplus (m_2 \oplus m_3) \quad (12)$$

2 实验验证

2.1 SVM 和 D-S 多特征三维人脸识别

全局特征通过轮廓、肤色和面部器官的分布等来表现人脸的整体属性,主要用于三维人脸的粗略匹配;局部特征表现人脸的细节变化,比如面部器官的特点,主要用来进行三维人脸图像的精细判别。为了提高三维人脸的识别效果^[11-13],文中将局部特征和全局特征有效地结合起来。局部特征将人脸分为眼、嘴、鼻 3 个区域,并提取眼廓、嘴廓、鼻廓 3 个特征点集,全局特征主要有脸廓区域,因此提取脸廓特征点^[14]。

首先,利用小波分解法分别提取三维人脸图像的全局特征和局部特征,得到 3+1 个特征向量,1 个全局特征向量(脸廓特征)和 3 个局部特征向量(眼廓、嘴廓、鼻廓),并对这些数据进行归一化处理到 (0,1) 之间。人脸的四个特征眼、鼻、嘴、脸之间相互独立,因此建立 4 个独立特征的 SVM 分类器,利用一对一 SVM 进行单特征的初步识别。

其次,对于 SVM 的输出数据进行概率建模,假设有 k 类数据,对于任意的 x ,利用 sigmoid 函数估计配对

类的后验概率,即 $p_i = \min(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \sum_{j \neq i} (r_{ji}p_i - r_{ij}p_j)^2)$ 。

最后,对于任意一个 SVM 分类,通过样本集的学习之后,并对学习样本进行测试,得到正确识别率 q_i ,则可得 D-S 证据理论的 BPA 函数为 $m_j(S) = p_i q_i$ 。设 $S_i (i = 1, 2, 3, \dots)$ 为不同人脸图像, S_w 为待测人脸图像,得到框架 Θ 中 S_i 的证据基本概率 $m_j(\theta)$,当 $m(S_w) = \max\{m(S_i)\}$, 即待识别图像与本图像一致。

具体的识别过程见图 1。

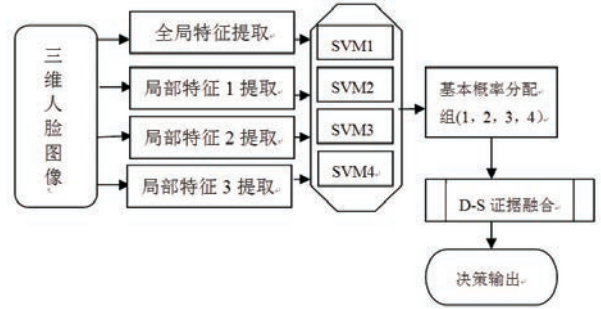


图 1 SVM 和 D-S 理论的多特征三维人脸识别过程

2.2 实验例证

BJUD-3D 数据库是目前国际上最大的中国人的三维人脸数据库,其中包括经过预处理的 1 200 名中国人的三维人脸数据。文中选取了 60 名男人和 60 名女人共 120 人的三维人脸数据库作为训练样本,图 2 是部分人脸图像的姿态图片。



图 2 部分样本图片

其中 SVM 模型的核函数选用径向基函数(RBF),误差惩罚参数 C 和核参数 σ 采用交叉验证的方法确定: $C = 40, \sigma = 2.429$ 。

在 D-S 证据理论融合多特征传感器的目标识别时,系统选用的目标识别框架 $\Theta = \{A_1, A_2, A_3, A_4\}$, A_1, A_2, A_3, A_4 为识别目标。在某段周期内所对应的基本概率分配如表 1 所示, Θ 表示不确定命题基本概率分配,依次将 m_1, m_2, m_3, m_4 进行组合。

由表 1,根据式(10)~式(12),可得到 $m_1(*) \oplus m_2(*)$ 证据的冲突因子 K 及 5 种证据融合后的基本概率分配数据,见表 2。

表 1 基于 SVM 分类器基本概率分配

目标识别	A_1	A_2	A_3	A_4	Θ
$m_1(*)$	0.25	0.40	0.10	0.00	0.25
$m_2(*)$	0.30	0.20	0.35	0.05	0.10
$m_3(*)$	0.15	0.30	0.20	0.20	0.15
$m_4(*)$	0.25	0.10	0.15	0.35	0.15
$m_5(*)$	0.00	0.35	0.15	0.25	0.25

表 2 证据融合

	A_1	A_2	A_3	A_4	Θ
A_1	0.075	0.12	0.03	0.00	0.075
A_2	0.05	0.08	0.02	0.00	0.05
A_3	0.087 5	0.14	0.035	0.00	0.087 5
A_4	0.013	0.02	0.005	0.00	0.012 5
Θ	0.025	0.04	0.001	0.00	0.025

$$K = 0.12 + 0.03 + 0.05 + 0.02 + 0.087 + 0.14 + 0.013 + 0.02 + 0.005 = 0.485$$

$$m_{12}(A_1) = (0.075 + 0.075 + 0.025)/(1 - 0.485) = 0.339\ 8$$

$$m_{12}(A_2) = (0.08 + 0.05 + 0.04)/(1 - 0.485) = 0.330\ 1$$

$$m_{12}(A_3) = (0.035 + 0.087\ 5 + 0.005)/(1 - 0.485) = 0.247\ 6$$

$$m_{12}(A_4) = (0.125)/(1 - 0.485) = 0.242\ 7$$

$$m_{12}(\Theta) = (0.025)/(1 - 0.485) = 0.048\ 54$$

由 D-S 理论融合方法,同理可得数据,见表 3。

表 3 证据融合后的概率分配

目标识别	A_1	A_2	A_3	A_4	Θ
m_{12}	0.339 8	0.330 1	0.247 6	0.242 7	0.048 5
m_{123}	0.264 2	0.394 6	0.241 3	0.009 7	0.017 6
m_{1234}	0.292 4	0.266 6	0.199 2	0.006 1	0.007 0
m_{12345}	0.131 8	0.292 9	0.145 7	0.001 7	0.003 2

2.3 实验分析

由表 3 的融合结果可以发现,多证据的数据融合对目标的识别不确定性逐渐减少;随着证据个数的增加,多传感器数据进行融合识别,使得系统对识别目标的概率分配有了明显提高,并且系统的不确定性大大降低,充分反映了算法能够有效地提高目标识别的能力,增强了系统的可靠性。

从表 4 结果可以看出,3 个局部分量 SVM 分类器与 1 个全局分量 SVM 分类器经过 D-S 融合后识别效果比单个分量识别效果明显有所提升,对于 4 种单个特征 SVM 分类器不能识别的特征分量,经过 D-S 证据理论多特征融合后的三维人脸图像识别既准确又可靠,大大提高了三维人脸识别的准确率。

表 4 各特征数据识别结果分析表 %

特征分量	错误率	不确定	正确率
眼廓	23.65	31.03	45.32
局部特征 鼻廓	39.48	36.66	27.86
嘴廓	45.36	36.38	18.26
全局特征 脸廓	56.27	27.48	16.25
融合 融合	3.58	2.12	94.3

3 结束语

文中结合支持向量机(SVM)与 D-S 证据理论技术,提出了基于全局特征与局部特征相融合的三维人脸识别方法,构造出了更加准确、鲁棒的识别算法。经过实验,算法能够有效识别三维人脸图像,大大提高了三维人脸识别效率。

参考文献:

[1] Blanz V, Vetter T. Face recognition based on fitting a 3D morphable model[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1063-1074.

[2] 张翠平, 苏光大. 人脸识别技术综述[J]. 中国图象图形学报, 2000, 5(11): 885-894.

[3] 杨 琼, 丁晓青. 鉴别局部特征分析及其在人脸识别中的应用[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2004, 44(4): 530-533.

[4] 王跃明, 潘 纲, 吴朝晖. 三维人脸识别研究综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(7): 819-829.

[5] 付 瑶, 刘志镜, 谷明坡. 基于小波分析的人脸特征提取方法[J]. 计算机工程与科学, 2002, 24(6): 52-54.

[6] Hao Lin, Feng Shaotong, Nie Shouping. Three dimensional object recognition and classification using range and texture image[J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2010, 21(2): 312-317.

[7] Hwang W, Park G, Lee J, et al. Multiple face model of hybrid Fourier feature for large face image set[C]//Proc of the IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. Washington: IEEE Computer Society Press, 2006: 1574-1581.

[8] 胡永利, 尹宝才, 程世铨, 等. 创建中国人三维人脸库关键技术研究[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(4): 622-628.

[9] 刑书宝, 薛惠锋, 延秀娟. 面状条纹结构光在三维人脸数据获取应用研究[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(1): 231-233.

[10] Wang Chengzhang, Yin Baocai, Bai Xiaoming, et al. Face recognition assisted with 3D face model[C]//Proc of IEEE ICNSC. Hainan: IEEE, 2008: 725-730.

[11] Kirby M, Sirovich L. Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces[J]. IEEE

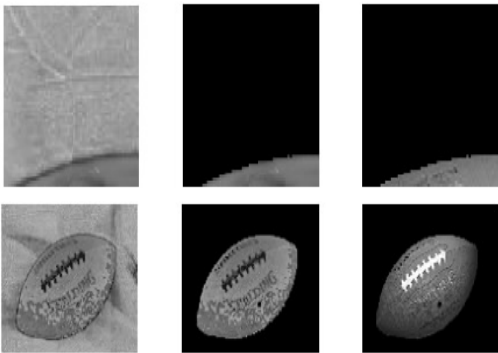


图 5 图像块 M_{13} 分割结果和整个
图像分割后的整合图

表 1 图像分割的精度与时间

图像块	精度/%	时间/s
M_{13}	93.091	0.017 21
M_{14}	90.283 2	0.017 10
M_{21}	99.585	0.017 73
M_{22}	93.921	0.018 06
M_{25}	94.702	0.017 15
M_{31}	94.092	0.011 2
M_{34}	91.456	0.017 52
M_{35}	98.071	0.017 81
M_{41}	90.674	0.017 71
M_{42}	89.648 4	0.016 97
M_{43}	89.428 7	0.017 07
M_{44}	91.723 6	0.010 38

表 2 分割精度与时间比较

图像	图像分块	整个图像
平均精度	95.836	75.043 9
总时间/s	0.195 91	0.203 21

4 结束语

手动选取图像样本,样本自主性导致分割结果不稳定、不理想,使用 K-means 先聚类再选取聚类后的样本特征的思想有效可行。文中提出的分块法,第一次分割时仅使用颜色特征,减少了运算量;第二次分割时使用组合特征,提高了分类精度。实验结果表明,文中使用的分块思想与特征组合,能有效提高分割精度。

虽然文中图像的用时没有多少改进,但是对于具有大数据图像或者直接输出为背景或前景更多的图像,分块的方法在分割时间上也会有优势。另外支持向量机组合核函数的运用,结合了局部核与全局核的优势,提高了训练与测试的分类精度。

参考文献:

[1] 肖 昕. 基于感兴趣区的空间数据获取研究[J]. 长春大学学报,2007,17(2):50-52.

[2] 肖 飞,基星光. 图像分割方法综述[J]. 机器视觉,2009(11):77-79.

[3] Keerthi S S,Chapelle O,DeCoste D. Building support vector machines with reduced classifier complexity[J]. Journal of Machine Learning Research,2006,7:1493-1515.

[4] 魏 蕾,何东健,乔永亮. 基于图像处理和 SVM 的植物叶片分类研究[J]. 农机化研究,2013(5):12-15.

[5] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//Proc of IEEE international conference on neural networks. Perth, WA:IEEE,1995:1942-1948.

[6] 赵永安,王国权. 基于核主元分析法的组合核函数改进算法[J]. 信息技术,2012(8):47-51.

[7] 蔡式东,杨 芳. 一种基于 HSV 空间和粗糙集的彩色图像分割方法[J]. 光电子技术,2011,31(1):5-9.

[8] 赖玉霞,刘建平. K-means 算法的初始聚类中心的优化[J]. 计算机工程与应用,2008,44(10):147-149.

[9] 周爱武,陈宝楼,王 琰. K-Means 算法的研究与改进[J]. 计算机技术与发展,2012,22(10):101-104.

[10] Ding Shifei,Zhang Yanan,Xu Xinzhenget al. A novel extreme learning machine based on hybrid kernel function[J]. Journal of Computers,2013,8(8):2110-2117.

[11] Lin Hsuan-tien,Lin Chih-Jen. A study on sigmoid kernels for SVM and the training of non-PSD kernels by SMO-type methods[R]. Taiwan:National Taiwan University,2003.

[12] 刘盼盼,李 雷. SVM 图像分割中最优权值组合核函数的研究[J]. 计算机技术与发展,2013,23(3):96-100.

[13] 戴朝华. 粒子群优化算法综述[EB/OL]. 2010. <http://image.sciencenet.cn/olddata/kexue.com.cn/upload/blog/file/2011/1/201115231020741252.pdf>.

[14] 任洪娥,霍满冬. 基于 PSO 优化的 SVM 预测应用研究[J]. 计算机应用研究,2009,26(3):867-869.

+++++ (上接第 78 页) +++++

Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990,12(1):103-108.

[12] Bowyer K W,Chang K,Flynn P. A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D + 2D face recognition [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2006, 101(1):1-15.

[13] 李 烨,蔡云泽,尹汝泼,等. 基于证据理论的多类分类支持向量机集成[J]. 计算机研究与发展,2008,45(4):571-578.

[14] Krishnamurthy V,Levoy M. Fitting smooth surfaces to dense polygon meshes[C]//Proc of SIGGRAPH96. Reading, MA:Addison,1996.

基于SVM和D-S理论的三维人脸识别

作者：

雷虎， 樊泽明， [LEI Hu](#)， [FAN Ze-ming](#)

作者单位：

[雷虎, LEI Hu\(西安翻译学院, 陕西 西安, 710105\)](#)， [樊泽明, FAN Ze-ming\(西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安, 710072\)](#)

刊名：

[计算机技术与发展](#)

英文刊名：

[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：

2014(6)

本文链接：http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjz201406019.aspx