

结合 FSVM 和 KNN 的人脸表情识别

王小虎¹, 黄银珍², 张石清³

(1 湖南工学院 电气与信息工程学院, 湖南 衡阳 421002; 2 湖南工学院 计算机与信息科学学院, 湖南 衡阳 421002;
3 台州学院 物理与电子工程学院, 浙江 临海 317000)

摘 要: 为了提高人脸表情的正确识别率, 提出了一种组合模糊支持向量机(FSVM)和 K-近邻(KNN)的人脸表情识别的新方法. 该方法通过主成分分析(PCA)提取人脸表情特征, 对于待分类的不同区域, 根据区分程度自适应划分为不同区域类型; 并结合 FSVM 和 KNN 算法的特点, 对不同区域类型切换分类算法. 实验表明, 此方法既能保证分类的精确度, 又能简化计算复杂度.

关键词: 人脸表情识别; 模糊支持向量机; K-近邻; 主成分分析

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)10-0038-04

Facial Expression Recognition Based on FSVM and KNN

WANG Xiao-hu¹, HUANG Yin-zhen², ZHANG Shi-qing³

(1 School of Electrical & Information Engineering, Hunan Institute of Technology, Hengyang 421002, China;

2 School of Computer & Information Science, Hunan Institute of Technology, Hengyang 421002, China;

3 School of Physics and Electronic Engineering, Taizhou College, Linhai 317000, China)

Abstract: To improve the recognition accuracy, a new approach for facial expression recognition based on Fuzzy Support Vector Machine (FSVM) and K-Nearest Neighbor (KNN) is presented in this paper. At first, the feature of the static facial expression image is extracted by the Principle Component Analysis (PCA), then, the algorithm divide the region into different types, and combine with the characteristic of the FSVM and KNN, switch the classification methods to the different types. The result of the experiment show that proposed algorithm can achieve good recognition accuracy, and can simplify the computation complexity.

Key words: facial expression recognition; FSVM; KNN; PCA

1 引言

人脸表情识别主要由人脸检测与定位、表情特征的提取与表示以及表情的识别分类三个关键环节构成, 其中, 分类器的设计是人脸表情识别的难点. 设计一种准确、有效的表情识别分类方法, 既能提高识别精度又能降低复杂度, 具有重要的理论和实际意义. 目前已经提出了许多人脸表情识别分类算法, 文献[1]中将 K-近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)用于人脸识别, 使用欧氏距离公式计算的距离来表示两个对象的相似度, 文献[2]中应用 KNN 分类器对人脸 7 种面部表情进行分类识别; 文献[3]中采用

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)来识别人脸表情; 文献[4]中在 SVM 的基础上将模糊隶属度函数引入进来, 提出了模糊支持向量机(Fuzzy Support Vector Machine, FSVM), 并用于模式识别. 本文在分析 KNN、SVM 和 FSVM 原理和特性基础上, 提出了一种改进算法, 并应用于人脸表情识别, 同时给出了测试效果.

2 FSVM 和 KNN

2.1 FSVM 的基本原理

支持向量机 SVM^[5]主要内容在 1990 年代才基本完成, 目前还处在不断发展的阶段. 对于普通

收稿日期: 2013-01-08; 修回日期: 2013-03-16

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61203257); 湖南省教育厅资助项目(10C0578)

SVM 而言,由于每类的每个训练点都具有相同的权值,对最优分类面的确定具有同等影响,其并没有考虑训练点之间区分性,因此,SVM 对于两类问题的分类比较适用.当 SVM 用来解决多类问题分类时,其通常将多类问题转化为两类问题,即“一对一”或“一对多”问题形式.而在实际应用中由于噪声等干扰存在,训练集中包含一些孤立点,这些数据点并不确定属于哪一类,这时,分类问题虽然属于多类分类问题但是无法用“一对一”或“一对多”方法来解决.以三类问题为例,如图 1 所示,阴影部分为决策盲区.

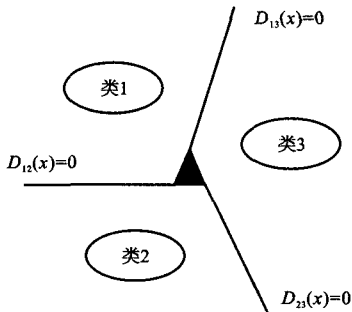


图 1 多类问题存在不可分区域

为了解决传统 SVM 中对多类问题不可分情况,模糊隶属度函数被引入进来^[6].对于 n 类分类问题,对每一个类 i 在垂直于 $D_j(x) = 0$ 方向上定义了隶属度函数 $m_{ij}(x)$:

对于 $i = j$

$$m_{ij}(x) = \begin{cases} 1 & \text{for } D_i(x) > 1 \\ D_i(x) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

对于 $i \neq j$

$$m_{ij}(x) = \begin{cases} 1 & \text{for } D_j(x) < -1 \\ -D_j(x) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

式(1)表示,当 $i = j$ 时,如果 $D_i(x) > 1$ 时,表示只有第 i 类的训练样本存在,取隶属度函数为 1,否则为 $D_i(x)$;式(2)表示,当 $i \neq j$ 时,如果 $D_i(x) < -1$ 时,表示只有第 j 类的训练样本存在,取隶属度函数为 1,否则为 $-D_i(x)$;

最后定义样本隶属于第 i 类的隶属函数为

$$m_i(x) = \min_{j=1,2,\dots,n} D_{ij}(x) \quad (3)$$

由此,可以将待识别样本划入类别:

$$\text{class}(x) = \arg \max_{i=1,2,\dots,n} m_i(x) \quad (4)$$

图 2 中描述了在引入模糊隶属度函数之后,多类别问题的不可分类情况得到解决.

2.2 KNN 的基本原理

KNN 算法^[7]是最近邻法的一个推广,其主要

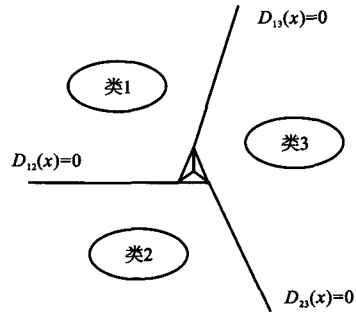


图 2 模糊支持向量机应用于多类问题

思想:取未知样本 x 的 k 个近邻,看这 k 个近邻中多数属于哪一类,就把 x 归于哪一类.由于 KNN 是一种非参数化分类器,分类方法简单有效.

具体算法描述为:在 N 个已知类别表示的样本中,找出未知向量 x 的 k 个近邻.设 $k_1, k_2, \dots, k_c$ 分别为待识模式 x 的 k 个最近邻样本实属的样本数.判决准则为:如果 $d_m(x) = \max\{d_i(x)\} (i = 1, 2, 3, \dots, c)$,则判 $x \in \omega_m$,其中 $d_i(x) = k_i$ 表示 ω_i 类的判别函数.

此判决在 k 值趋向于无穷大时,错误概率近似于贝叶斯错误率.在 KNN 算法中取 $k = 4$,当 $d_m(x) \geq 3$ 时认为判决正确.通过对 KNN 算法分析,KNN 分类器的置信度定义为

$$T = d_m(x) / k \quad (5)$$

式中, k 表示样本近邻点的个数, $d_m(x)$ 为通过对样本进行 KNN 判断后得到的所属类别包含近邻点的个数, $d_m(x)$ 越接近 k 值($k = 4$),置信度 T 越接近数值 1,表示该样本分类可靠性就越高,取系统的置信度预设阈值 $T^* = 3/4 = 0.75$,如果输出置信度 $T \geq T^*$,即认为 KNN 分类器分类正确.

3 结合 FSVM 和 KNN 的分类器

FSVM 算法很好地解决多分类中的不可分区域的难题,提高了分类的精度,但是由于引入了模糊隶属函数,增加了计算量. KNN 的分类算法为非参数化分类,计算简单,但使用欧氏距离公式计算的距离来表示两个对象的相似度并不确切,分类精度不高^[8].鉴于此,为了提高分类精度的同时降低计算复杂度,笔者提出了一种组合 FSVM 和 KNN 的分类器.组合分类器算法基本思想是:对于待分类区域,计算输入样本到所有类别的欧式距离,通过区分度函数判别分类器输出的候选类与输入样本的区分度,根据区分程度进行 FSVM 和 KNN 分类算法的自适应切换.该算法重点为区分度判别.

3.1 区分度

根据文献[7]的研究,样本被错分通常分为两种情况:一种为样本到多个候选类的距离都很接近,即同时存在多个输出类别与输入样本 x 紧密关联;另一种为样本到最优候选类的距离也很远,即输入样本 x 远离所有的候选类.因此可以通过计算样本 x 到各个候选类的距离,并用下面的公式来度量候选类对样本 x 的区分程度:

$$\varphi_{ij}(x) = \frac{|d_i(x) - d_j(x)|}{\gamma}, j = 1, \dots, n \quad i \neq j \quad (6)$$

式中, $\varphi_{ij}(x)$ 为区分度函数,定义距离最小($d_i(x)$)的候选类为对应样本 x 的最优候选类,即与样本 x 的关联最强;次小($d_j(x)$)的为次优候选类,与样本 x 的关联最强,以此类推. γ 为距离阈值,用以控制样本 x 偏离最优候选类的程度.

若最优候选类 $d_i(x) > \gamma$,表示样本 x 偏离所有的候选类,样本 x 不适合用 FSVM 进行分类;若 $d_i(x) < \gamma$,可以通过区分度函数计算出 $\varphi_{ij}(x)$ 并与指定的区分度阈值 λ 做比较,来进一步明确 x 的区域:

若 $\varphi_{ij}(x) \geq \lambda$,表示只有一类输出与样本 x 相关,这时通过 KNN 分类器可以直接准确地得到分类结果;

若 $\varphi_{ij}(x) < \lambda$,可得到推理1:样本 x 的区域覆盖了该样本空间中的不可分区域.这时可通过 FSVM 分类器进行不可分区域分类,以提高分类精确度.

推理1的证明如下:

证明:假设任取 i, j, k 三类问题分析,不妨取 $\lambda \in [0, 0.15]$ 之间的任意数,预先设定距离阈值 γ . 设定 i, j 为 x 满足 $\varphi_i(x) < \lambda$ 时的最优和次优候选类. 当 λ 逐渐减小, $|d_i(x) - d_j(x)|$ 也相应减小,此时 x 距离 i, j 两类的最优超平面的绝对值 τ 相对很小,且绝对值 τ 必满足 $0 \leq \tau < 1$ (若 $\tau \geq 1$ 时, x 确定只属于其中一类,与 x 不能判别类型前提相矛盾). 分析图1中的决策盲区 E' , 设样本 $x' \in E'$, 由于 x' 满足属于不可分区域,由式(1)可知, x' 到 i, j, k 中任意两类的最优超平面的距离的绝对值 τ' 必定满足 $0 \leq \tau' < 1$. 由此可推出 $E' \subseteq E$, 即 $\varphi_{ij}(x) < \lambda$ 时样本 x 的区域覆盖该样本空间中的不可分区域.

3.2 组合 FSVM 和 KNN 的分类器的算法描述

设输入样本 $x \in$ 测试样本集合 T , x 到所有类别的欧氏距离为 $d(x)$, 最优候选项和次优候选项分别为 $d_i(x)$ 和 $d_j(x)$, γ 为距离阈值, λ 为区分度阈

值. 算法流程如图3所示.

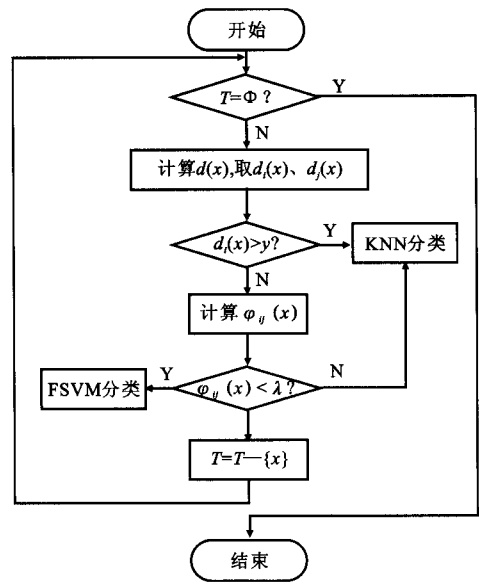


图3 组合分类器算法流程图

4 实验结果与分析

4.1 表情数据库

实验采用 JAFFE 人脸表情数据库, 数据库包含了 10 位日本女性的 7 种不同表情, 包括惊讶、高兴、害怕、生气、厌恶、悲伤和中性表情, 每个人同一种表情图像有 2~3 幅. 实验时, 选取 210 幅人脸表情图作为数据对象, 提取表情特征前对表情库数据库中人脸图像要进行裁剪、尺寸归一化和灰度归一化等预处理, 以消除噪声影响. 处理后的图像为 30×24 , 如图4所示.



图4 JAFFE 表情库中的部分原始图像和处理后的图像

4.2 表情特征提取

本文采用主成分分析(Principle Component Analysis, PCA)^[9]提取人脸表情特征参数. PCA 是一种基于统计学的很实用的特征提取方法. 其主要想法是从数学的角度看待人脸表情, 把主要表情特征元从空间原始数据中提取出来, 并用其中部分特征向量的线性组合进行重建, 减少冗余信息, 降低数据冗余度, 达到降低特征维数的同时又能保证原始信息重构的目的, 从而解决数据空间维数过高的瓶颈问题.

4.3 表情识别及结果分析

为了对比实验效果, 分别采用 SVM、KNN、FS-

VM 和本文方法对样本进行实验. 其中 FSVM 选取径向基内积函数 $\exp(-\sqrt{(u-v) * (u-v)}) / (256 * P1^2)$ 作为核函数; SVM 采用线性核函数, KNN 中的 K 设为 $K=1$. 实验时, 每次随机取 10 人中每人每种表情各一幅图像共 70 幅图像作为训练样本, 其余 140 幅图像作为测试样本, 以获取每次每

种表情的正确识别率. 实验所用计算机为 P4 2. 26 GHz CPU、1 GB 内存, 程序代码采用 MATLAB7. 0 编写. 四种分类器的表情识别率和运行时间如表 1 所示.

由表 1 可知, 本文算法的表情识别率最高同且运行时间较短.

表 1 四种分类器的表情识别率和运行时间

分类器	识别率/%								运行时间/分钟
	生气	高兴	悲伤	惊讶	厌恶	害怕	中性	平均值	
SVM	96. 43	97. 24	76. 29	91. 12	78. 86	75. 08	85. 21	85. 74	35
KNN	89. 29	83. 33	83. 87	83. 33	82. 76	78. 13	86. 67	83. 91	0. 2
FSVM	95. 78	96. 62	81. 35	92. 13	82. 26	80. 78	85. 33	87. 75	43
Proposed	95. 34	97. 02	81. 13	92. 24	81. 96	80. 35	85. 84	87. 70	1

5 结束语

提出了一种基于组合 FSVM 和 KNN 的人脸表情识别方法. 该方法对于待分类区域, 计算输入样本到所有类别的欧式距离, 通过区分度函数判别分类器输出的候选类与输入样本的区分度, 根据区分程度进行 FSVM 和 KNN 分类算法的自适应切换. 通过实验表明, 该方法能有效提高人类表情识别率, 同时能有效降低计算复杂度.

参考文献:

[1] 王心醉,郭立红,肖永鹏,等. 基于 BDPCA 和 KNN 的人脸识别算法 [J]. 武汉理工大学学报, 2009, 31(19): 130-133.

[2] 陈好刚,王运琼,冯乔生,等. 一种基于 2DPCA 和 LDA 的人脸表情识别算法[J]. 微计算机信息, 2010, 26(9-1):198-200.

[3] 朱晓明,姚明海. 基于局部二元模式的人脸表情识别 [J]. 计算机系统应用, 2011, 20(6):151-154.

[4] 戴花,王建平. 模糊支持向量机在人脸识别中的应用 [J]. 计算机工程与应用, 2008, 48(6):158-176.

[5] Vapnik V. Statistical learning theory[M]. New York:

John Wiley & Sons Inc,1998.

[6] Lin C F, Wang S D. Fuzzy support vector machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13 (2):464-471.

[7] 边肇祺,张学工. 模式识别[M]. 2 版. 北京:清华大学出版社, 2000.

[8] 孟海东,张玉英,宋飞燕. 一种基于加权欧氏距离聚类方法的研究[J]. 计算机应用, 2006, 26(12):152-153.

[9] Duda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern classification [M]. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 2001.

作者简介:



王小虎 男, (1981-), 硕士研究生, 讲师. 研究方向为视频压缩、信息处理技术.

黄银珍 女, (1979-), 硕士研究生, 讲师. 研究方向为媒体信息处理.

张石清 男, (1980-), 博士研究生, 讲师. 研究方向为信息处理技术、模式识别.