

## 动态模糊密度的多分类器融合算法

李艳秋,任福继,胡 敏

(1. 合肥工业大学计算机与信息学院,安徽合肥 230009;  
2. 情感计算与先进智能安徽省重点实验室,安徽合肥 230009)

**摘 要:** 在分析现有模糊密度计算方法的基础上,本文从分类器的隶属度分布和输出一致性两方面探索计算模糊密度的新方法,提出一种基于决策信任度和支持度的动态模糊密度赋值方法,旨在根据各分类器识别具体目标时输出的客观信息,实时地刻画分类器在融合系统中的可靠性.在表情识别上的实验结果表明,本文方法可以有效提高模糊积分融合的决策性能,降低单分类器输出不可靠决策信息的干扰,是一种有效的多分类器融合方法.

**关键词:** 多分类器融合;模糊积分;模糊密度;表情识别

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)05-1246-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.05.034

## Dynamic Fuzzy Density for Multi-classifier Fusion Algorithm

LI Yan-qiu, REN Fu-ji, HU Min

(1. School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui, 230009, China;  
2. Affective Computing and Advanced Intelligent Machines Anhui Key Laboratory, Hefei, Anhui 230009, China)

**Abstract:** Based on the analysis of the existing fuzzy density calculation methods, this paper explores a new method of calculating fuzzy density from the membership degree distribution and output consistency of the classifiers, and proposes a dynamic fuzzy density assignment method based on decision trust and support degree, which aims to describe the reliability of the classifier in the fusion system in real time according to the objective information output when each classifier identifies the specific target. The experimental results on facial expression recognition show that the proposed method can effectively improve the decision performance of fuzzy integral fusion and reduce the interference of unreliable decision information output by single classifier, which is an effective multi-classifier fusion method.

**Key words:** multi-classifier fusion; fuzzy integral; fuzzy density; facial expression recognition

### 1 引言

多分类器融合<sup>[1~3]</sup>能够充分发挥各分类器的优势,目前已成为改善分类系统泛化能力和提高鲁棒性的重要手段之一.模糊积分<sup>[4,5]</sup>是一种决策层融合方法,与贝叶斯推理<sup>[6]</sup>和D-S证据理论<sup>[7]</sup>相比,避免事先给定先验知识的局限,且不需要证据完全独立,因此成为多分类器融合领域的研究热点.应用模糊积分的关键是如何求取描述分类器可靠性的模糊密度<sup>[8]</sup>.目前模糊密度的确定方法大致可分静态和动态两种,静态方法主要是基于训练数据学习得到,如利用混淆矩阵法<sup>[9]</sup>和遗传算法<sup>[10]</sup>等方式,融合过程中,模糊密度始终不变.而在实际识别时,训练条件和识别条件不可能完全一致,无法保证分类器的重要性维持不变.动态

方法则根据分类器实际输出中包含的动态信息,对模糊密度做出实时调整.如文献[11]通过度量分类器输出隶属度间的差异性提出一种自适应模糊密度赋值的决策融合算法;文献[12]提出一种根据实时动态数据确定模糊密度调节系数的方法,并将其应用在指挥控制中;文献[13]引入修正系数对模糊密度进行动态调整,相比文献[12]进一步考虑了分类器输出结果的一致性;文献[14]定义可分度和支持度,取得了较好的融合效果.此类动态赋值方法均是从整体上对隶属度间的差异性进行粗略估计,没有突出分类器中高隶属度类别在刻画分类器重要性上的贡献.同时,也仅利用空间向量距离度量分类器输出的一致性,没有考虑向量的方向性.本文在前人研究的基础上,从分类器的隶属

收稿日期:2017-03-13;修回日期:2017-06-30;责任编辑:蓝红杰

基金项目:国家自然科学基金(No. 61672202, No. 61432004, No. 61502141);国家自然科学基金-深圳联合基金重点项目(No. U1613217)

度分布和输出一致性两方面,给出一种模糊密度动态赋值的新方法,并通过实验验证该方法的有效性.

## 2 动态模糊密度的计算方法

### 2.1 混淆矩阵及初始模糊密度

设有  $M$  个模式类别  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_M\}$ ,  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$  为分类器集合. 利用混淆矩阵  $CM_{M \times M}^i$  统计基分类器  $s_i (1 \leq i \leq N)$  在训练集上的识别情况,如式(1)所示:

$$CM_{M \times M}^i = \begin{pmatrix} n_{11}^i & n_{12}^i & \cdots & n_{1M}^i \\ n_{21}^i & n_{22}^i & \cdots & n_{2M}^i \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ n_{M1}^i & n_{M2}^i & \cdots & n_{MM}^i \end{pmatrix} \quad (1)$$

其中,  $n_{mn}^i$  为分类器  $s_i$  将  $c_m$  类识别成  $c_n$  类的个数,  $1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq M$ . 初始模糊密度  $g_m^i$  表示分类器  $s_i$  对  $c_m$  类的识别能力,如式(2)所示:

$$g_m^i = \left[ \frac{1}{M-1} \sum_{n=1, n \neq m}^M \left( 1 - \frac{n_{nm}^i}{\sum_{l=1}^M n_{nl}^i} \right) \right] \frac{n_{mm}^i}{\sum_{l=1}^M n_{ml}^i} \quad (2)$$

这里  $n_{mm}^i / \sum_{l=1}^M n_{ml}^i$  是分类器  $s_i$  将  $c_m$  类正确识别为  $c_m$  类的比率,  $n_{nm}^i / \sum_{l=1}^M n_{nl}^i$  是分类器  $s_i$  将  $c_n$  类错误识别为  $c_m$  类的比率,  $n \neq m$ .  $n_{mm}^i / \sum_{l=1}^M n_{ml}^i$  的值越大,  $n_{nm}^i / \sum_{l=1}^M n_{nl}^i$  的值越小,  $g_m^i$  的值就越大,说明分类器  $s_i$  对  $c_m$  类的识别能力就越强.

为了刻画分类器在识别中的实时可靠性,本文定义了分类器的决策信任度和支持度.

### 2.2 分类器的决策信任度

一般情况下,当分类器判别样本属于某一类别的隶属度值越大,表明隶属度越集中分布于某一类别,此时认为分类器容易区分待判别样本的类别;反之,隶属度分布越均匀,分类器很难区分待判别样本所属的类别,分类器出现误判的可能性越大,分类器的可信性也越低.

#### 2.2.1 分类器的离散度

对于待判别样本  $x$ ,假设分类器  $s_i$  输出的隶属度值为  $P_i = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iM}\}$ ,  $p_{im}$  表示分类器  $s_i$  判别样本  $x$  属于  $c_m$  类的隶属度. 将  $P_i$  中的各分量归一化到  $[0, 1]$ , 得到  $P'_i = \{p'_{i1}, p'_{i2}, \dots, p'_{iM}\}$ . 设  $P'_i$  中最大的隶属度值为  $p'_{ik}$ , 定义分类器的离散度  $\tau_i$  为最大隶属度值  $p'_{ik}$  与其它隶属度值的差值和,具体计算如式(3)所示:

$$\tau_i = \frac{1}{M-1} \sum_{m=1, m \neq k}^M (p'_{ik} - p'_{im})$$

$$= \frac{1}{M-1} (Mp'_{ik} - 1) \quad (3)$$

在式(3)中,离散度  $\tau_i$  只与最大隶属度值有关,最大隶属度值在分类器  $s_i$  输出分量中所占的比重越高,  $\tau_i$  值越大,  $\tau_i \in [0, 1]$ . 当  $\tau_i = 1$  时,表示分类器  $s_i$  判别目标属于某一类别的隶属度为 1,其他隶属度值均为 0,此时分类器  $s_i$  出现误判的可能性为最低;当  $\tau_i = 0$  时,表示  $P_i$  中的各分量值均等,此时出现识别错误的可能性为最大.

#### 2.2.2 分类器的决策信任度

为了描述分类器的离散度和决策信任度间的对应关系,增大具有较高离散度的分类器在决策中的重要程度,本文借助 Logistic 曲线通过函数映射量化分类器的决策信任度.

定义分类器  $s_i$  的决策信任度映射函数为:

$$\alpha_i = \frac{k}{1 + e^{a - r\tau_i}}, 1 \leq i \leq N \quad (4)$$

式(4)中,  $\tau_i$  值越大,分类器  $s_i$  映射得到的决策信任度  $\alpha_i$  的值越大,反之相反. 当  $\tau_i = 0$  时,  $\alpha_i \rightarrow \frac{k}{1 + e^a}$ , 分类器出现误判的可能性最高,决策信任度最低. 当  $\tau_i = 1$  时,  $\alpha_i \rightarrow k$ , 分类器  $s_i$  的决策信任度最高.

决策信任度映射函数  $\alpha_i$  需要估计的参数有  $k, \alpha$  和  $r$ . 固定  $k$  值后,在最小二乘法准则下,估计参数  $\alpha$  和  $r$ . 对公式(5)取对数并将其变换成线性方程的形式,即为:

$$\ln \left| \frac{k - \alpha_i}{\alpha_i} \right| = a - r\tau_i \quad (5)$$

令  $\alpha'_i = \ln \left| \frac{k - \alpha_i}{\alpha_i} \right|$ , 公式(5)可变换为线性函数  $\alpha'_i = a - r\tau_i$ . 利用最小二乘准则得出估计值  $\hat{a}$  和  $\hat{r}$ :

$$\begin{cases} \hat{a} = \frac{\sum (\tau_i^l)^2 \sum (\alpha_i^l)' - \sum \tau_i^l \sum (\alpha_i^l)' \tau_i^l}{L \sum (\tau_i^l)^2 - (\sum \tau_i^l)^2} \\ \hat{r} = \frac{\sum \tau_i^l \sum (\alpha_i^l)' - n \sum (\alpha_i^l)' \tau_i^l}{L \sum (\tau_i^l)^2 - (\sum \tau_i^l)^2} \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中,  $(\tau_i^l, \alpha_i^l)$  为实测数据点,  $l = 1, 2, \dots, L, L$  表示样本个数.

### 2.3 分类器的决策支持度

若某个分类器输出的隶属度值与其他分类器存在较大偏差,即一致性差,则认为在进行融合判别时,该分类器起消极作用,决策支持度应赋予较小值,反之相反.

将所有分类器输出的隶属度信息组合,得到决策输出矩阵  $J_{N \times M}(x)$ :

$$J_{N \times M}(x) = \begin{pmatrix} p_{11}(x) & p_{12}(x) & \cdots & p_{1M}(x) \\ p_{21}(x) & p_{22}(x) & \cdots & p_{2M}(x) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{N1}(x) & p_{N1}(x) & \cdots & p_{NM}(x) \end{pmatrix} \quad (7)$$

将各个分类器的决策输出看成向量形式,分类器间一致性的度量转变为向量间距离的测度.文献[13,14]采用 $L_2$ 范数即从幅值角度进行度量,而向量具有方向性,除了幅值,还应包含角度<sup>[15]</sup>.因此,本文在描述分类器间一致性的问题上,增加正弦夹角距离.定义公式(8)来度量分类器 $s_i$ 和 $s_j$ 间决策输出的一致性.

$$d_{i,j} = \eta \| \mathbf{P}_i - \mathbf{P}_j \|_2 + (1 - \eta) \frac{\| \mathbf{P}_i \times \mathbf{P}_j \|_2}{\| \mathbf{P}_i \|_2 \cdot \| \mathbf{P}_j \|_2} \quad (8)$$

式(8)中, $1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq N, \eta$ 为平衡参数,用来调节空间距离和角度距离在度量一致性中的比重, $0 \leq \eta \leq 1$ .统计两两分类器间一致性的度量矩阵 $\mathbf{Dis}$ ,如式(9)所示.

$$\mathbf{Dis} = \{ d_{ij} \}_{N \times N} = \begin{pmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1N} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{M1} & d_{M2} & \cdots & d_{NN} \end{pmatrix} \quad (9)$$

令 $TD_i$ 表示分类器 $s_i$ 与其它分类器间的总平均一致度.

$$TD_i = \frac{1}{(N-1)[1 + (\sqrt{2}-1)\eta]^2} \sum_{j=1}^N d_{ij}^2 \quad (10)$$

定义分类器 $s_i$ 的决策支持度为:

$$\beta_i = 1 - \frac{1}{2} TD_i, 1 \leq i \leq N \quad (11)$$

式(11)中, $TD_i \in [0, 1], 0.5 \leq \beta_i \leq 1$ .当 $TD_i = 0$ 时, $\beta_i = 1$ ,表示分类器 $s_i$ 与其他分类器的决策输出完全一致,分类器出现误判的可能性最低.当 $TD_i = 1$ 时, $\beta_i = 0.5$ ,表示分类器 $s_i$ 与其他分类器出现严重冲突,分类器误判的可能性最高.

## 2.4 基于动态模糊密度的模糊积分融合

综上,分类器的决策信任度和支持度越大则可靠性越高.分类器 $s_i$ 融入实时可靠性评价后的动态模糊密度为 $G_m^i$ ,即:

$$G_m^i = g_m^i \frac{\alpha_i + \beta_i}{2} \quad (12)$$

在得到不同分类器的动态模糊密度后,模糊测度的迭代计算如下:

$$\begin{cases} G_m(A_1) = G_m^1 \\ G_m(A_i) = G_m^i + G_m(A_{i-1}) + \lambda_m G_m^i G_m(A_{i-1}) \end{cases} \quad (13)$$

式(13)中, $A_i$ 表示分类器集, $A_i = \{s_1, s_2, \dots, s_i\}$ ,模糊测度 $G_m(A_i)$ 表示分类器集 $A_i$ 识别第 $m$ 类时的重要性,利用公式(14)计算 $\lambda_m$ :

$$\lambda_m + 1 = \prod_{i=1}^N (1 + \lambda_m G_m^i), \lambda_m > -1 \quad (14)$$

第 $m$ 个目标类别的 Sugeno 模糊积分计算公式如(15)所示:

$$E_m = \int h(s) \circ G(\cdot) = \bigwedge_{i=1}^N [ \wedge (h_m(s_i), G_m(A_i)) ] \quad (15)$$

式(15)中,函数 $h_m(s_i)$ 为分类器 $s_i$ 判别目标为 $c_m$ 的可能性, $\wedge$ 运算符表示取小, $\bigvee_{i=1}^N$ 运算符是计算 $N$ 个模糊值的最大值,将模糊积分最大的类作为待测样本的判别结果:

$$C = \arg \max_{m=1,2,\dots,M} E_m \quad (16)$$

## 3 实验与结果分析

### 3.1 实验数据库

为检验本文方法的有效性,选取表情识别研究中常用的 JAFFE 和 CK 库进行相关实验<sup>[16~21]</sup>.实验时,在 JAFFE 库上取每个对象 7 种表情中的 3 幅共 210 幅图片作为实验数据库,其中每人每种表情图像的 2 幅,共 140 幅作训练,剩下 70 幅图像作测试.选取 CK 表情库中 21 个对象的 6 种表情序列(除中性外)且具有表情差异的 400 幅图像作为实验数据库.选取其中 200 幅作训练,剩下的 200 幅作测试.

为了进一步检验本文方法的鲁棒性,还通过对无遮挡待测表情图像眼部和嘴部添加遮挡(眼镜框、墨镜和口罩)和随机遮挡块的形式,来模拟日常生活中常见的遮挡类型.图 1 给出表情图像添加不同类型遮挡后的示意图.

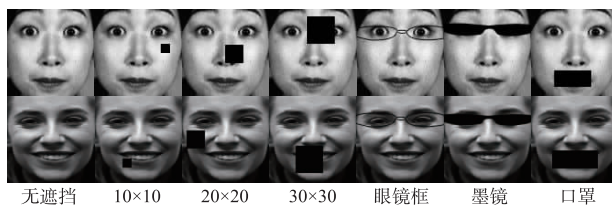


图1 同一种表情的不同遮挡类型示例

### 3.2 表情图像的特征提取及分类器构造

为了构造具有差异性的分类器,本文首先从纹理、形状和相位角度对表情图像进行描述,分别提取表情图像的 MBP<sup>[22]</sup>特征、HMOG<sup>[23]</sup>特征和 HEMP<sup>[24]</sup>特征,设置单演信号的空间尺度变量为 3.为了降低时间复杂度,本文利用 PCA 将特征维数降低到 100 维.接着利用训练样本集得到的特征训练 BP 神经网络<sup>[25]</sup>得到对应的分类器,最后利用训练好的分类器对待测目标进行判别,输出待测目标属于不同类别的隶属度.

### 3.3 Logistic 曲线确定模型

本文利用已有训练样本集的先验知识,在保证分类器较优识别性能的情况下,确定 Logistic 函数中的各个参数.由于决策支持度 $\beta$ 的取值范围为 $[0.5, 1]$ 为避免数量级的差异,本文约束决策信任度 $\alpha \in (0.5, 1)$ .为简化曲线拟合过程,首先将决策离散度 $\tau_i$ 映射到 $(0, 0.5)$ ,即固定 $k=0.5$ ,然后经过多次拟合,确定 Logistic 的参数 $\hat{a}$ 和 $\hat{r}$ ,最后将拟合曲线整体向上平移 0.5 个单位.图 2 给出了

Logistic 曲线的拟合图,其中  $\hat{a} = 14, \hat{r} = 6$ .

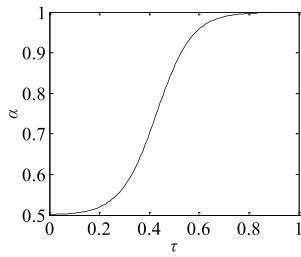


图2 本文拟合的Logistic映射曲线图

### 3.4 平衡参数 $\eta$ 对分类器融合的影响

本实验通过设置不同的  $\eta$  值来调节空间距离和正

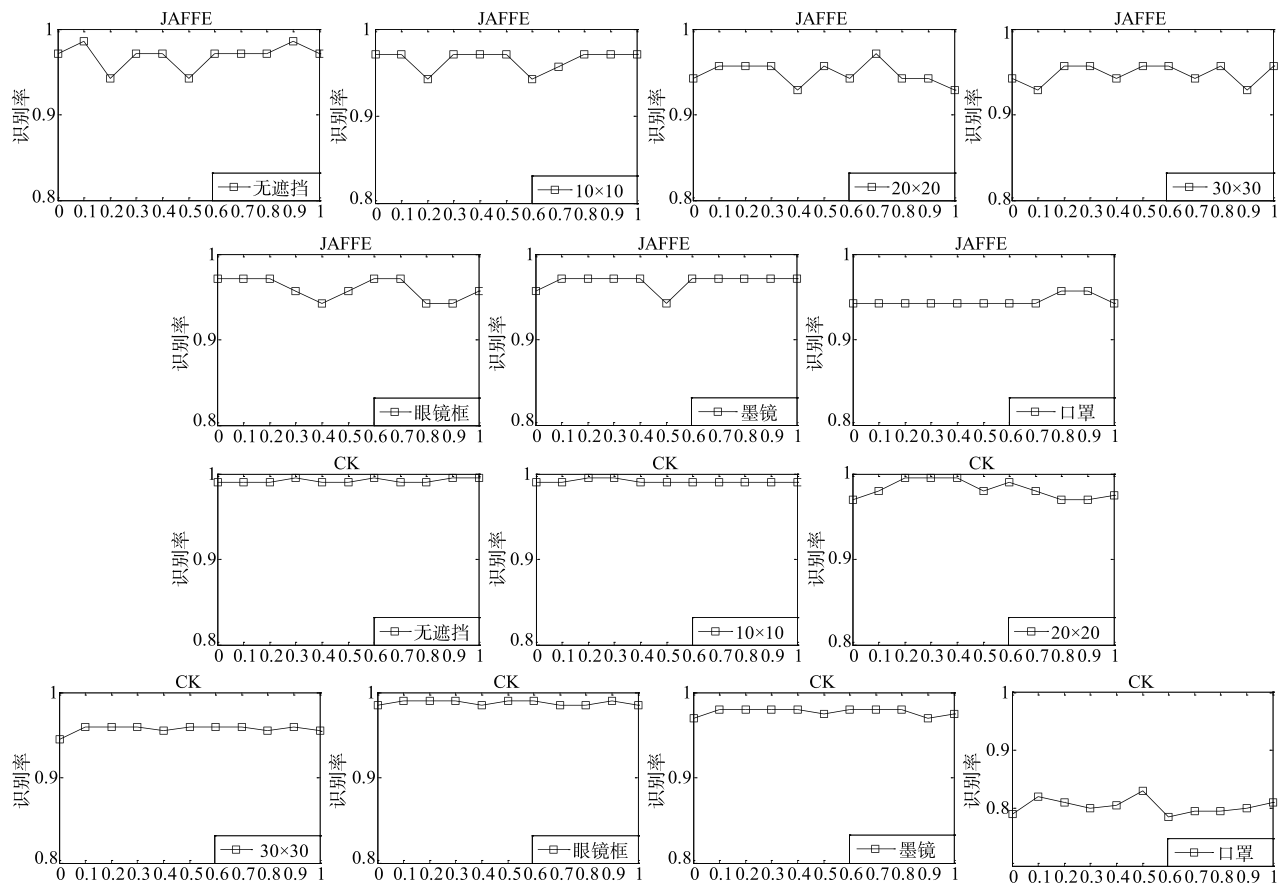


图3 平衡参数 $\eta$ 在不同数据集上与融合性能的关系

### 3.5 本文方法的识别性能评估

图 4 给出 3 种单一特征构造的分类器和本文提出的融合算法在识别率上的对比. 可以明显看出,融合后的识别率均高于融合前单一分类器的识别率,JAFFE 库上提高 1.43% 左右,CK 库增幅最高达 3%,验证了本文方法的有效性. 分析其原因,主要包括以下几个方面:(1)单分类器仅从某个层面去描述样本的属性,而多分类器融合有效地结合了单分类器的识别信息,降低不可靠决策因素的干扰,使得最终的判定结果更为准确;(2)在对分类器可靠性评价中,本文方法不仅考

虑从训练样本得来的先验知识,还考虑分类器实际输出中包含的动态信息,提高了可靠性高的决策输出对融合决策的支持,最终获得较好的融合分类结果. 从图 3 可以看出,在不同的数据集上,平衡参数  $\eta$  与融合性能的关系表现并不一致,这主要是因为不同算法构造的分类器在不同数据集上的识别性能上具有差异性造成的. 由公式 (8) 可知,  $\eta = 1$  表示仅利用空间距离度量分类器间的一致性,而从图 3 给出的结果可以看出,对于不同的遮挡情形,当  $\eta$  值为 1 时,多分类器融合后的性能并不一直最优. 本文从空间距离和角度距离两方面度量分类器的一致性,相比于仅利用空间距离度量更为合理,能够获得更高的融合性能.

虑从训练样本得来的先验知识,还考虑分类器实际输出中包含的动态信息,提高了可靠性高的决策输出对融合决策的支持,最终获得较好的融合分类结果.

为了进一步评估本文融合方法,将表情识别作为二分类问题来计算 ROC 曲线<sup>[26]</sup>,以口罩遮挡为例,分别计算分类器的真正类率 TPR,假正类率 FPR,正确率 Acc 和 ROC 点,如图 5 所示. 从 TPR 和 Acc 可以看出,在 JAFFE 库上,分类器对惊讶和高兴这两种表情的识别性能最好,处于 ROC 图的最左上角,而在 CK 库上,分类器判断厌恶这一类别非常有效. 分析造成这种差

异性的原因,主要是因为 CK 和 JAFFE 库是由不同样本组成,欧美人和亚洲人在表达情感上存在一定的差异性. 无论是 JAFFE 还是 CK 库,悲伤都属于比较难判别的一类表情类别,容易被判别为厌恶和恐惧. 嘴部遮挡干扰了分类器对情感的正确判别,这也从侧面反映出

嘴部信息在情感表达上比眼部占据更重要的位置. 虽然本文融合方法对口罩遮挡的识别性能低于无遮挡和其它遮挡类型,但从整体上看,对于不同表情类别仍然具有较高的 Acc,JAFFE 库上悲伤为 84.5%,CK 库上为 97.1%,验证了本文融合方法的有效性.

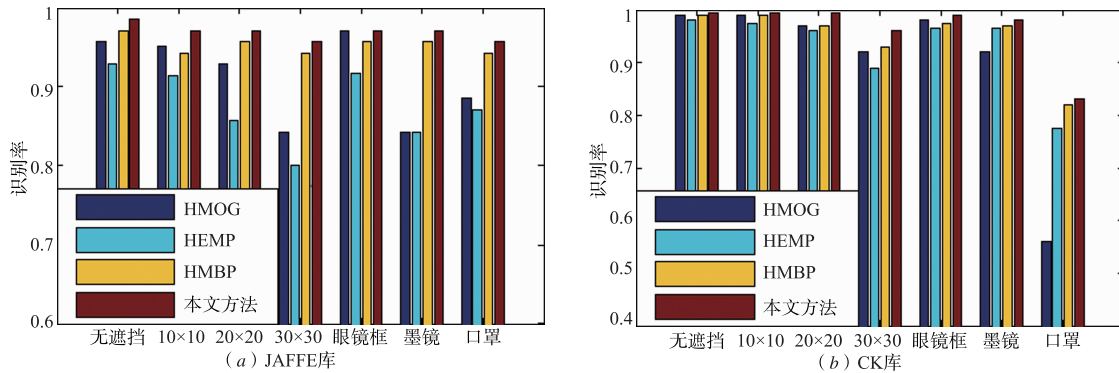


图4 融合前后不同算法的识别率对比

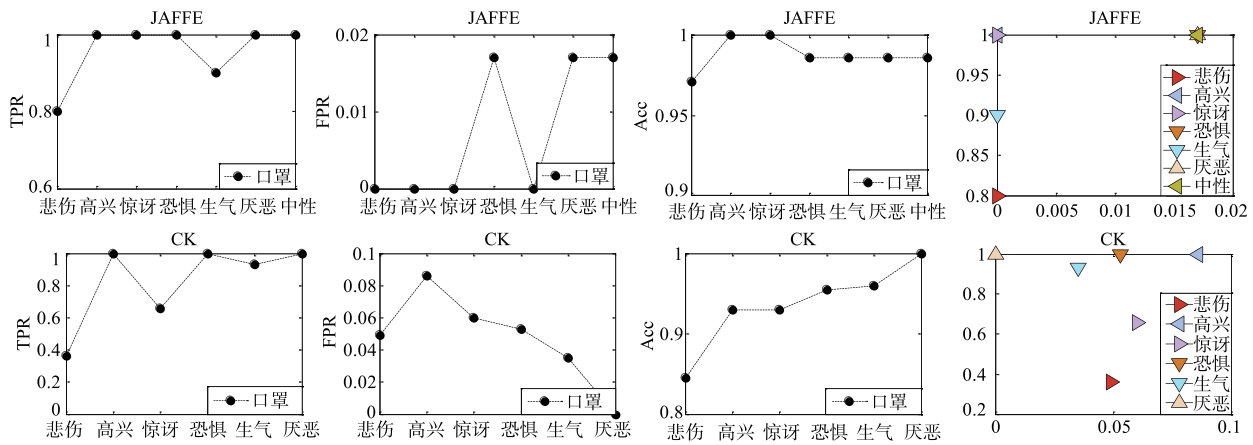


图5 本文融合方法在不同表情类别上识别结果

### 3.6 对比实验

在本实验中,将所提方法与投票法、最大值规则、D-S证据融合、模糊积分法<sup>[4]</sup>进行识别性能比较,如图 6 所示. 从整体上看,在不同表情库上,本文方法均具有最优的识别性能. 在 CK 表情库上,几种融合算法的识别性能

比较接近,而在 JAFFE 库上本文方法表现较为突出. 这主要是因为,CK 库中表情图像变化幅度相对较小,而 JAFFE 库中表情变化较大,这会不同程度的降低融合决策性能. 相比较一般的分类方法,本文方法仍然能够保持高于或接近于多分类器系统中最优分类器的性能,在融

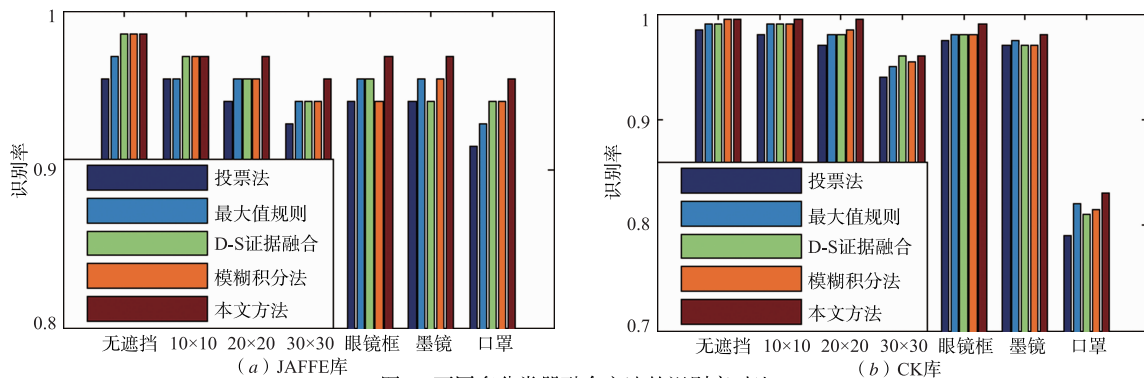


图6 不同多分类器融合方法的识别率对比

合决策上拥有比常用融合方法更强的抵抗不可靠决策干扰能力,因此最终获得更好的识别性能.

表 1 和表 2 为本文方法与其他文献提出的表情识别方法在无遮挡情况下的识别率对比.

表 1 本文表情识别方法与其他方法在 JAFFE 库上的识别率对比

	文献[16]	文献[17]	文献[18]	文献[19]	文献[20]	本文方法
悲伤	0.952	0.933	0.903	0.933	1.000	1.000
高兴	1.000	1	0.862	0.871	1.000	1.000
惊讶	1.000	0.967	0.967	0.875	1.000	1.000
恐惧	0.909	0.750	0.903	0.828	1.000	1.000
生气	0.950	0.933	1.000	0.929	1.000	1.000
厌恶	0.947	0.862	0.897	1	0.933	1.000
中性	0.850	0.867	1.000	0.933	0.933	0.9
平均	0.944	0.902	0.933	0.910	0.98	0.986

表 2 本文表情识别方法与其他方法在 CK 库上的识别率对比

	文献[14]	文献[17]	文献[18]	文献[19]	文献[20]	文献[21]	本文方法
悲伤	0.842	0.900	0.980	1.000	1.000	1.000	0.972
高兴	0.892	0.933	0.983	1.000	1.000	0.999	1.000
惊讶	0.875	0.977	1	1.000	1.000	1.000	1.000
恐惧	0.825	0.855	0.969	1.000	1.000	0.967	1.000
生气	0.867	0.753	0.988	1.000	0.929	0.995	1.000
厌恶	0.817	0.959	0.917	0.9	1.000	0.999	1.000
中性	—	0.941	0.79	1.000	1.000	—	—
平均	0.853	0.903	0.947	0.986	0.990	0.993	0.995

#### 4 总结

针对目前模糊密度计算方法存在的不足,本文通过度量分类器对目标的决策倾向和分类器间输出信息的一致性,给出计算模糊密度的新方法.该方法得到的模糊密度可以随着待测目标的不同,做出相应的调整,实时刻画分类器在融合过程中的重要性.实验结果表明,本文提出的融合方法能够取得较好的决策性能,在识别准确度上高于单个分类器和一些常用的融合方法.

#### 参考文献

- [1] Bejani M, Gharavian D, Charkari N M. Audiovisual emotion recognition using ANOVA feature selection method and multi-classifier neural networks[J]. *Neural Computing and Applications*, 2014, 24(2): 399–412.
- [2] Huang Z H, Li W J, Wang J, et al. Face recognition based on pixel-level and feature-level fusion of the top-level's wavelet sub-bands[J]. *Information Fusion*, 2015, 22: 95–104.
- [3] Eleftheriadis S, Rudovic O, Pantic M. Discriminative shared Gaussian processes for multiview and view-invariant facial expression recognition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 24(1): 189–204.
- [4] Cho S B, Kim J H. Combining multiple neural network by fuzzy integral for robust classification[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics*, 1995, 25(2): 380–384.
- [5] Kwak K C, Pedrycz W. Face recognition: A study in infor-

mation fusion using fuzzy integral[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 26(6): 719–733.

- [6] Claudio De Stefano, Ciro D'elia, et al. Classifier combination by Bayesian networks for handwriting recognition[J]. *International Journal of Pattern Recognition & Artificial Intelligence*, 2009, 23(5): 887–905.
- [7] Guo K, Li W. Combination rule of D-S evidence theory based on the strategy of cross merging between evidences [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(10): 13360–13366.
- [8] 林剑, 鲍光淑, 王润生, 等. 基于模糊密度分解的遥感图像光谱和纹理信息的融合[J]. *电子学报*, 2004, 32(12): 2028–2030.  
Lin Jian, Bao Guangshu, Wang Yusheng, et al. Fusion spectrum and texture information of RS image based on decomposing fuzzy density [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(12): 2028–2030. (in Chinese)
- [9] 孔志周, 蔡自兴, 官东. 两种模糊密度确定方法的实验比较[J]. *小型微型计算机系统*, 2009, 30(2): 283–288.  
Kong Zhizhou, Cai Zixing, Guan Dong. Empirical comparison of two methods for fuzzy density[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2009, 30(2): 283–288. (in Chinese)
- [10] 刘汝杰, 袁保宗, 唐晓芳. 用遗传算法实现模糊测度赋值的一种多分类器融合算法[J]. *电子学报*, 2002, 30(1): 145–147.  
Liu Rujie, Yuan Baozong, Tang Xiaofang. Multiple classifiers fusion algorithm with the fuzzy measures determined by genetic algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2002, 30

- (1):145-147. (in Chinese)
- [11] 付耀文,黎湘,庄钊文. 一种自适应模糊密度赋值的决策层融合目标识别算法[J]. 电子学报,2004,32(9):1433-1435.  
Fu Yaowen, Li Xiang, Zhuang Zhaowen. A decision level fusion algorithm for target recognition with fuzzy densities determined adaptively[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(9):1433-1435. (in Chinese)
- [12] 邢清华,刘付显. 一种基于模糊密度动态调节的融合目标识别方法[J]. 控制与决策,2009,24(5):777-780.  
Xing Qinghua, Liu Fuxian. Method of fusion target recognition based on fuzzy densities dynamic adjusted[J]. Control and Decision, 2009, 24(5):777-780. (in Chinese)
- [13] 孔志周. 多分类器系统中信息融合方法研究[D]. 中南大学,2011.  
Kong Zhizhou. Study of information fusion methods in multiple classifier system[D]. Central South University, 2011. (in Chinese)
- [14] 詹永照,张娟,毛启容. 基于可分度和支持度的模糊密度赋值融合识别算法[J]. 模式识别与人工智能,2012,25(2):346-351.  
Zhan Yongzhao, Zhang Juan, Mao Qirong. Fusion recognition algorithm based on fuzzy density determination with classification capability and supportability [J]. PR&AI, 2012, 25(2):346-351. (in Chinese)
- [15] 陈鼎新,陆文凯,刘代志. 向量距离中角度信息对时空Kriging的影响[J]. 清华大学学报(自然科学版),2016,56(5):553-557.  
Chen Dingxin, Lu Wencai, Liu Dai-zhi. Vector distance direction information for spatio-temporal Kriging [J]. J Tsinghua Univ(Sci&Technol), 2016, 56(5):553-557. (in Chinese)
- [16] 印勇,李荣岗,王建东,等. 人脸表情识别的 Gabor 变换最优通道模糊融合方法[J]. 重庆大学学报,2010,33(7):97-101.  
Yin Yong, Li Ronggang, Wang Jian-Dong, et al. A fuzzy fusion approach to gabor transform optimal channels for facial expression recognition[J]. Journal of Chongqing University, 2010, 33(7):97-101. (in Chinese)
- [17] Gu W, Xiang C, Venkatesh Y V, et al. Facial expression recognition using radial encoding of local Gabor features and classifier synthesis[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(1):80-91.
- [18] Wang L, Wang K, Li R. Unsupervised feature selection based on spectral regression from manifold learning for facial expression recognition[J]. Iet Computer Vision, 2015, 9(5):655-662.
- [19] Lv Y, Feng Z, Xu C. Facial expression recognition via deep learning [A]. International Conference on Smart Computing [C]. IEEE, 2014. 303-308.
- [20] 胡敏,江河,王晓华,等. 基于几何和纹理特征的表情层级分类方法[J]. 电子学报,2017,45(1):164-172.  
Hu Min, Jiang He, Wang Xiaohua, et al. A hierarchical classification method of expressions based on geometric and texture features[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(1):164-172. (in Chinese)
- [21] Zhang W, Zhang Y, Ma L, et al. Multimodal learning for facial expression recognition [J]. Pattern Recognition, 2015, 48(10):3191-3202.
- [22] Yang M, Zhang L, Zhang L, et al. Monogenic Binary Pattern (MBP): A Novel Feature Extraction and Representation Model for Face Recognition [A]. International Conference on Pattern Recognition [C]. IEEE Computer Society, 2010. 2680-2683.
- [23] Hu M, Huang X, Wang X, et al. Adaptive facial expression recognition method based on MBP and HMOG feature [A]. International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems [C]. IEEE, 2014.
- [24] 黄晓音. 基于单演示波和稀疏表示的人脸表情识别方法[D]. 合肥工业大学,2016.  
Huang Xiaoyin. Facial expression recognition method based on monogenic wave and sparse representation [D]. Hefei University of Technology, 2016. (in Chinese)
- [25] Qin W, Fang Q, Yang Y. A facial expression recognition method based on singular value features and improved bp neural network[J]. Communications in Computer & Information Science, 2013, 363:163-172.
- [26] Khanum A, Mufti M, Javed M Y, et al. Fuzzy case-based reasoning for facial expression recognition[J]. Fuzzy sets and systems, 2009, 160(2):231-250.

#### 作者简介



**李艳秋** 女,1988 年生于安徽淮北. 合肥工业大学计算机与信息学院在读博士生. 研究方向为情感计算、多分类器集成.  
E-mail: liyanqiu2012@163.com



**任福继** 男,1959 年生于四川南充. 合肥工业大学计算机与信息学院教授, 博士生导师. 研究方向为情感计算、自然语言处理、人工智能等.  
Email: ren2fuji@gmail.com