



主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2016
07
VOL.21

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



人脸图像处理 P865



第21卷第7期（总第243期）

2016年7月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 顾行发
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
邮政信箱 北京9718信箱
邮 编 100101
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-64807995
网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

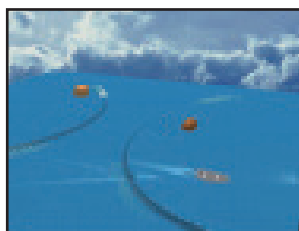
Editor-in-Chief Gu Xingfa
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics
P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China
Zip code 100101
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-64807995
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China))
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

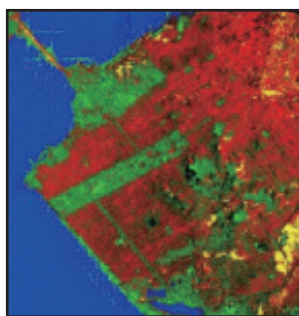
CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



大规模柔体的连续碰撞检测算法(第901页)



大规模流体场景的真实感与实时模拟(第913页)



星载SAR影像上船舶方位向模糊去除算法(第951页)

图像处理和编码

低存储化压缩感知

王金铭, 叶时平, 徐振宇, 蒋燕君 835

3D-HEVC深度图像快速帧内编码方法

张洪彬, 伏长虹, 陈锐霖, 萧允治, 苏卫民 845

加权KNN的图文数据融合分类

康丽萍, 孙显, 许光奎 854

结合肤色分割与平滑的人脸图像快速美化

邱佳梁, 戴声奎 865

图像分析和识别

级联型P-RBM神经网络的人脸检测

叶学义, 陈雪婷, 陈华华, 顾亚风, 吕秋云 875

结合全局与局部信息活动轮廓的非同质图像分割

郝智慧, 郭满才, 宋杨杨 886

计算机图形学

带参数的多项式势函数与构造基于Metaball的过渡曲线

李军成, 宋来忠, 刘成志 893

大规模柔体的连续碰撞检测算法

周清玲, 刘艳, 程天翔 901

虚拟现实与增强现实

大规模流体场景的真实感与实时模拟

邵绪强, 杨晓丹, 李继荣, 阎蕾 913

医学图像处理

形状约束下活动轮廓模型冠脉血管图像多尺度分割

郭笑妍, 梅雪, 李振华, 曹佳松, 周宇 923

遥感图像处理

深度置信网络在极化SAR图像分类中的应用

邓磊, 付姗姗, 张儒侠 933

高光谱图像低秩表达与噪声水平估计

唐中奇, 付光远, 赵晓林, 陈进, 张利 942

星载SAR影像上船舶方位向模糊去除算法

邴磊, 邢前国, 邹娜娜, 李圳波, 吴樊 951

TDFA: 一种生成空间影像金字塔的方法

张云舟, 张陌, 王晋年, 张刚 959

无人机侦察视频超分辨率重建方法

张岩, 李建增, 李德良, 杜玉龙 967

CONTENTS

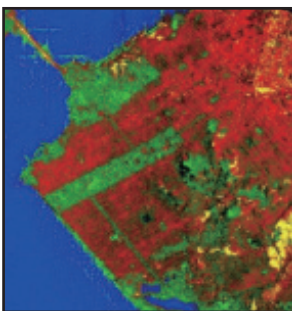
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Continuous collision detection algorithm for large-scale deformable objects (P901)



Realistic and real-time simulation of large-scale fluids (P913)



Application of deep belief network in polarimetric SAR image classification (P951)

Image Processing and Coding

- Reducing the storage space of the measurement matrix for compressive sensing
Wang jinming, Ye shiping, Xu zhenyu, Jiang yanjun 835
- Fast intra coding for depth map in 3D-HEVC
Zhang Hongbin, Fu Changhong, Chan Yuilam, Siu Wanchi, Su Weimin 845
- Fusion method via KNN with weight adjustment for the classification of image-text co-occurrence data
Kang Liping, Sun Xian, Xu Guangluan 854
- Fast facial beautification algorithm based on skin-color segmentation and smoothness
Qiu Jialiang, Dai Shengkui 865

Image Analysis and Recognition

- Cascaded probability state-restricted Boltzmann machine for face detection
Ye Xueyi, Chen Xueting, Chen Huahua, Gu Yafeng, Lyu Qiuyun 875
- Inhomogeneous image segmentation based on active contours with global and local information
Hao Zhihui, Guo Mancai, Song Yangyang 886

Computer Graphics

- The polynomial potential function with a parameter and transition curve based on Metaball technology
Li Juncheng, Song Laizhong, Liu Chengzhi 893
- Continuous collision detection algorithm for large-scale deformable objects
Zhou Qingling, Liu Yan, Cheng Tianxiang 901

Virtual Reality and Augmented Reality

- Realistic and real-time simulation of large-scale fluids
Shao Xuqiang, Yang Xiaodan, Li Jirong, Yan Lei 913

Medical Image Processing

- Multi-scale segmentation of coronary artery image based on active contour model with shape constraints
Guo Xiaoyan, Mei Xue, Li Zhenhua, Cao Jiasong, Zhou Yu 923

Remote Sensing Image Processing

- Application of deep belief network in polarimetric SAR image classification
Deng Lei, Fu Shanshan, Zhang Ruxia 933
- Low-rank representation for hyperspectral image noise level estimation
Tang Zhongqi, Fu Guangyuan, Zhao XiaoLin, Chen Jin, Zhang Li 942
- Azimuth ambiguity removal method for ship detection based on spaceborne SAR images
Bing Lei, Xing Qianguo, Zou Nana, Li Zhenbo, Wu Fan 951
- TDFA: a generation method of spatial image pyramid
Zhang Yunzhou, Zhang Mo, Wang Jinnian, Zhang Gang 959
- Super-resolution reconstruction for UAV video
Zhang Yan, Li Jianzeng, Li Deliang, Du Yulong 967

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2016)07-854-11

论文引用格式: Kang L P, Sun X, Xu G L. Fusion method via KNN with weight adjustment for the classification of image-text co-occurrence data[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(7): 854-864. [康丽萍, 孙显, 许光奎. 加权 KNN 的图文数据融合分类[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(7): 854-864.][DOI:10. 11834/jig. 20160703]

加权 KNN 的图文数据融合分类

康丽萍^{1,2}, 孙显¹, 许光奎¹

1. 中国科学院电子学研究所, 北京 100190; 2. 中国科学院大学, 北京 100190

摘要: 目的 图文数据在不同应用场景下的最佳分类方法各不相同, 而现有语义级融合算法大多适用于图文数据分类方法相同的情况, 若将其应用于不同分类方法时由于分类决策基准不统一导致分类结果不理想, 大幅降低了融合分类性能。针对这一问题, 提出基于加权 KNN 的融合分类方法。方法 首先, 分别利用 softmax 多分类器和多分类支持向量机(SVM)实现图像和文本分类, 同时利用训练数据集各类别分类精确度加权后的图像和文本正确判别实例的分类决策值分别构建图像和文本 KNN 模型; 再分别利用其对测试实例的图像和文本分类决策值进行预测, 通过最邻近 k 个实例属于各类别的数目确定测试实例的分类概率, 统一图像和文本的分类决策基准; 最后利用训练数据集中图像和文本分类正确的数目确定测试实例中图像和文本分类概率的融合系数, 实现统一分类决策基准下的图文数据融合。结果 在 Attribute Discovery 数据集的图像文本对上进行实验, 并与基准方法进行比较, 实验结果表明, 本文融合算法的分类精确度高于图像和文本各自的分类精确度, 且平均分类精确度相比基准方法提高了 4.45%; 此外, 本文算法对图文信息的平均整合能力相比基准方法提高了 4.19%。结论 本文算法将图像和文本不同分类方法的分类决策基准统一化, 实现了图文数据的有效融合, 具有较强的信息整合能力和较好的融合分类性能。

关键词: 图文数据; softmax 多分类器; 多分类支持向量机; 加权 KNN; 融合分类方法

Fusion method via KNN with weight adjustment for the classification of image-text co-occurrence data

Kang Liping^{1,2}, Sun Xian¹, Xu Guangluan¹

1. Institute of Electronic, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

Abstract: **Objective** Most existing fusion methods are suitable in situations where the image classification method is identical with the text classification method. However, better classification methods of image and text for image-text co-occurrence data are not identical in many application scenarios. The decision benchmarks of different classification methods are not unified, which would reduce the classification precision of the fusion method. The fusion method based on KNN with weight adjustment for the classification of image-text co-occurrence data is proposed to overcome the problem. **Method** First, the softmax and multiple classification SVM are used to classify the image and text. The image's KNN model and the text's KNN model are constructed using the weighted classification decision values of image and text instances, which are

收稿日期: 2015-12-10; 修回日期: 2016-03-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(41301493); 高分对地观测领域学术交流基金项目(GFEX04060103)

第一作者简介: 康丽萍(1991—), 女, 中国科学院电子学研究所信号与信息处理专业在读硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、信息融合与数据挖掘。E-mail: kangliping13@mails.ucas.ac.cn

Supported by: National Natural Science Foundation of China(41301493)

correctly discriminated on a training dataset. Then, the classification decision values of the test instance are predicted by the image's KNN model and the text's KNN model. The image classification probability and the text classification probability of the test instance are determined by the number of each category in the k nearest neighbors, and the classification probabilities would unify the classification decision benchmarks. Finally, the fusion coefficient is calculated by the number of image instances and the number of text instances discriminated correctly on a training dataset applied to fuse the classification probabilities of the image and text for the test instance. **Result** We performed an experiment on the Attribute Discovery dataset and compared the proposed fusion method with the baseline method. Experimental results show that the proposed fusion method achieved higher classification precision than the image classification method and text classification method, and the proposed fusion method increased the average classification precision by 4.45%. Moreover, the proposed fusion method increased the average information integration ability for image-text co-occurrence data by 4.19%. **Conclusion** The proposed fusion method unifies the classification decision benchmarks of the different classification methods for image and text and implements the effective fusion of image-text co-occurrence data. Therefore, the proposed fusion method has a better ability to integrate information, with a better classification performance.

Key words: image-text co-occurrence data; softmax; multiple classification SVM; KNN with weight adjustment; fusion classification method

0 引言

随着互联网技术的发展,数据量呈现爆炸式增长,数据类型不再局限于单一的文本,而是扩展到图像、音频、视频等多媒体数据。其中图像以其丰富的视觉特征,将抽象数据直观、生动、形象的呈现给人们,使得信息的传播和交流更为便捷。互联网多媒体数据规模大、类型多、组织结构复杂,如果缺乏对数据的组织和管理,将无法快速有效地为用户进行信息浏览、存储、分享提供正确的索引。因此,对图文共生数据进行融合分类,挖掘潜在语义是多媒体数据挖掘领域的一个研究热点。

图文数据融合分类按照融合方式不同可以分为特征级融合^[1]、语义级融合和内核级融合^[2-3]。其中语义级融合因其能够保持数据原始特征空间不变,隐式地学习不同特征集合之间的相关性结构^[4-5],更加符合生物学和物理学规律^[5],性能更为稳定,在实际应用中使用最为广泛。

近年来,语义级图文数据融合分类取得了一系列研究成果。Pierre 等人^[6]对图像和文本分别使用 SVM (support vector machine) 进行分类,并对 Clinchant 等人^[7]提出的线性融合分类方法进行了改进,考虑了最大概率对分类结果的影响。Cheng 等人^[8]使用多层感知机神经网络分类器分别对图像和文本进行分类,并采用逻辑并和逻辑交对图像和文本的分类结果进行融合。Tian 等人^[9]使用 SVM 分别对

图像和文本进行分类,并利用训练数据集中正确分类的图像和文本数目确定测试数据集中图像和文本分类结果的融合系数。Wang 等人^[10]首先利用互联网找到与测试图像相似的图像和对应的文本,再对获取的图像和文本分别利用 SVM 分类,并对分类结果采用 logistic 回归进行融合。Pedro 等人^[11]使用神经网络的分类方法对图像进行分类,使用朴素贝叶斯对文本进行分类,并采用启发式规则对图像和文本的分类结果进行融合。

图文数据集中图像和文本数据类型多样,不同数据类型对于算法的需求不尽相同,因此图像和文本往往更适合采用符合自身数据特点的分类方法。图像和文本采用不同分类方法带来的问题是图像和文本分类决策的基准不统一,因为不同分类方法所依据的决策函数不同,产生的分类决策值意义不同,例如朴素贝叶斯、logistic 回归等的分类决策值具有概率意义;SVM 的分类决策值大小和样本与决策面之间的距离大小有关,反映了类别判定的确信度;Adaboost 的分类决策值大小反映的是基本分类器线性组合构建的最终分类器进行类别判定的确信度大小^[12]。现阶段语义级融合算法大多对图像和文本采用相同的分类方法^[6-10],虽然运算简单但没有充分考虑图像和文本自身的特点,限制了图像和文本分类性能的提升。部分方法采用启发式规则^[11],但是考虑到规则制定难度大、时间长,不适合大规模实时任务的处理。现阶段对于图像和文本分类方法不一致情况下的图文数据融合研究较少,直接将现有

融合算法应用于该场景下,由于图像和文本分类决策值意义不同将导致分类决策基准不统一,降低融合分类性能。

针对以上问题,提出一种基于加权 KNN 的融合分类方法。该方法首先利用经过训练数据集各类别分类精确度加权后的图像和文本正确判别实例的分类决策值分别构建图像 KNN 模型(KNN_m)和文本 KNN 模型(KNN_t)。然后利用 KNN_m 和 KNN_t 模型对测试实例的图像和文本分类决策值进行预测,通过最邻近 k 个样本属于各类别的数目确定该测试实例属于各类别的分类概率,实现图像和文本分类决策

基准的统一。最后,利用训练数据集中图像和文本分类正确的数目确定测试实例图像和文本分类概率融合的系数,实现统一分类决策基准下的图文数据融合。本文中图像分类模块采用受限玻尔兹曼机(RBM)进行图像特征学习,实现图像的自动特征提取,利用 softmax 多分类器实现图像分类,避免了人工依靠经验选择特征和分类方法的局限性^[13];文本分类模块利用 tf-idf 特征权重结合 Grammer & Singer 提出的多分类支持向量机(SVM)进行文本特征提取和分类。本文提出的图文数据融合框架如图 1 所示。

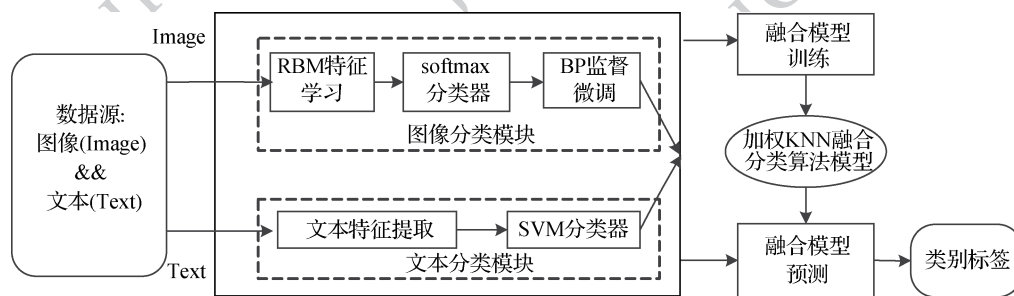


图 1 本文图文数据融合分类框架

Fig. 1 The proposed fusion model for classification of image-text co-occurrence data

1 基于 softmax 的图像分类

图像分类模块采用受限玻尔兹曼机算法(RBM)进行图像特征学习,softmax 分类器进行多分类,反向传播(BP)算法进行整个网络的监督微调。

RBM^[14]是一个两层无向二部图,一层为可视层,一层为隐藏层,两层之间的联合概率满足玻尔兹曼分布,网络结构如图 2 所示, V 和 H 分别为可视层和隐藏层的节点数目, v_i 和 h_j 分别表示可视层第 i 个节点和隐藏层第 j 个节点的状态。

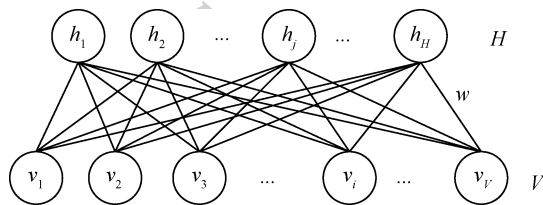


图 2 RBM 网络结构

Fig. 2 The network architecture of RBM

RBM 作为一种随机网络,使用能量函数作为整个网络状态的测度,当网络最稳定时能量函数值最

小,RBM 的能量函数为

$$E(v, h; \theta) = - \sum_{i=1}^V \sum_{j=1}^H v_i h_j w_{ij} - \sum_{i=1}^V v_i b_i^v - \sum_{j=1}^H h_j b_j^h \quad (1)$$

式中, $\theta = \{w_{ij}, b_i^v, b_j^h\}$ 是 RBM 算法的参数, w_{ij} 为连接可视层第 i 个节点和隐藏层第 j 个节点的权重值, b_i^v 为可视层第 i 个节点的偏置项, b_j^h 为隐藏层第 j 个节点的偏置项。

RBM 算法一般采用 sigmoid 函数作为激活函数,利用极大似然方法在训练数据集上求解参数 θ ,并利用 Hinton 提出的对比度散度(CD)算法^[15]得到训练 RBM 时的参数更新规则。

采用 softmax 多分类器^[16]进行图像分类,softmax 计算公式为

$$p(y_i = m | x_i; \theta) = e^{\theta_m^T x_i} / \sum_{l=1}^L e^{\theta_l^T x_i} \quad (2)$$

式中, m 表示真实图像类别, x_i 和 y_i 分别代表第 i 个图像实例及其预测的类别, $y_i \in \{1, 2, \dots, L\}$, L 为数据集包含的类别数目, θ 为优化参数。

完成 RBM 特征学习和多分类任务后,使用 BP

算法^[17]对网络模型参数、输出层偏置、隐层偏置和权值矩阵进行全局优化,为使模型的实际输出尽可能接近期望输出,误差函数使用交叉熵。

由于本文使用的数据集样本数目有限,采用单层 RBM 网络进行特征学习,并基于该 RBM 网络构建图像特征提取和分类模块。值得注意的是,在大数据量的支撑下,上述 RBM 网络可以扩展为多层深度神经网络,此时深度神经网络可以获得更为抽象的特征表达,从而进一步提升图像特征学习质量和分类效果。

2 基于 SVM 的文本分类

文本分类模块采用二元分词进行文本特征抽取,选用 tf-idf 作为文本权重特征,并利用 Crammer&Singer 提出的多分类 SVM 进行文本分类。

使用英文语料数据,以单词为维度的分割可以直接使用空格进行替代。为了提高语义精度,采用 k-shingle 技术进行分词,即相邻的 k 个单词作为一个统计量,可选择特征抽取方式还有词干还原和去除停用词。

选用 tf-idf 作为文本权重特征 $F_{t,d}$,该特征在兼顾词频特征的同时充分考虑了特征项在文本中的相关程度,可表示为

$$F_{t,d} = f_{t,d} \cdot id_t = f_{t,d} \cdot \log\left(\frac{N}{d_t}\right) \quad (3)$$

式中, $f_{t,d}$ 为词项 t 在文本 d 中的出现频率, N 为文本的总数目, d_t 为出现 t 的文本数目。

分类方法采用 Crammer&Singer 提出的多分类 SVM^[18],该方法将多分类问题转化为单一优化问题,目标函数为

$$\min_{\beta^1, \dots, \beta^k} \frac{1}{2} \sum_{m=1}^k \|\beta^m\|^2 + C \sum_{i=1}^l \max_{m \neq y_i} \max (0, 1 - (\beta^{y_i} - \beta^m)^T x_i) \quad (4)$$

式中, m 表示真实的文本类别, x_i 和 y_i 分别代表第 i 个文本实例及其预测的类别, $y_i \in \{1, 2, \dots, k\}$, k 为数据集包含的类别数目, C 为惩罚参数, β 为优化参数。

3 加权 KNN 融合算法

k 近邻 (KNN) 算法最早是由 Cover 和 Hart 于

1968 年提出^[19],该算法通过测量不同实例特征向量之间的距离进行分类。常用的距离度量方法有欧氏距离、 L_p 距离、Minkowski 距离和余弦距离等。由于 KNN 算法主要依靠周围有限邻近实例而不是判别类域的方法来确定所属类别,对于任何形式、任何含义的特征向量, KNN 均能通过邻近 k 个实例中属于各类别的数目将其转化为分类概率,因此以 KNN 算法为基础进行图文数据分类结果的融合。

图像分类模块采用多分类 softmax 进行图像分类,图像的分类决策值是网络映射到各个类别的概率大小;而文本分类模块采用 SVM 进行文本分类,文本的分类决策值由测试实例与决策面之间的距离大小决定,与图像分类决策值的意义不同。对于不同分类方法决策值意义不同、分类决策基准不统一的情况,即使进行决策值归一化操作,但由于决策值意义不同,单纯数值上的归一化无法真正实现分类决策基准的统一,因此那些在图文数据分类方法相同情况下使用的融合算法^[6-10]此时不再适用。

针对图像和文本分类方法不同情况下统一分类决策基准、实现图文数据有效融合的问题,提出基于加权 KNN 的图文数据融合分类方法,该方法分为以下 3 个阶段:

1) 分别选取训练数据集中分类正确的图像和文本训练实例的分类决策值 d_{mr} 和 d_{tr} 作为图像训练样本集 Tt_m 和文本训练样本集 Tt_t ; 并利用训练数据集中图像和文本各类别分类精确度 A_m 和 A_t 对其分别进行加权,得到图像加权训练样本集 Tt_m^w 和文本加权训练样本集 Tt_t^w ; 分别用于构建图像 KNN 模型 (KNN_m) 和文本 KNN 模型 (KNN_t)。

2) 对于测试实例的图像和文本分类决策值 d_{me} 和 d_{te} 分别利用 KNN_m 和 KNN_t 模型计算其与加权训练样本集 Tt_m^w 和 Tt_t^w 中各样本之间的相似度,分别找出最相近的 k 个,并统计其属于各个类别的样本数 Nk_m 和 Nk_t ; 根据 Nk_m 和 Nk_t 计算该测试实例属于各类别的图像和文本分类概率 p_m 和 p_t 。

3) 利用训练数据集中图像和文本分类正确的数目 Nt_m 和 Nt_t 确定测试实例中图像和文本分类概率融合系数 α , 计算得到融合后的分类概率 p_m , 对其各分类概率大小 p_{mte} 进行比较,选取概率值最大的类别作为最终分类类别 L_m , 算法模型如图 3 所示。

本文提出的融合分类算法具体步骤归纳如下:

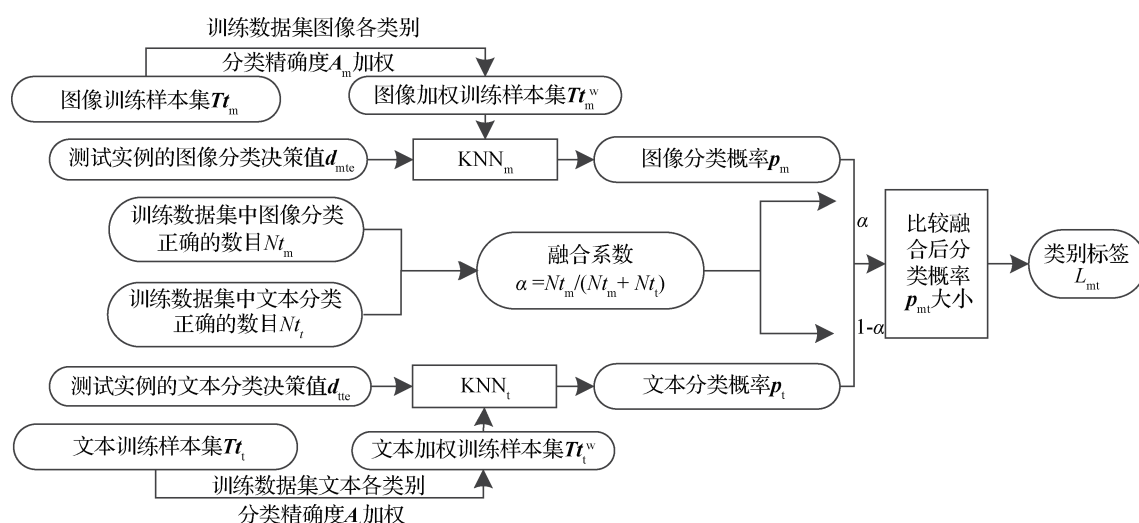


图3 加权 KNN 融合分类算法模型

Fig. 3 The model of fusion method based on KNN with weight adjustment for classification

1) 由图像和文本分类模块分别获得图像和文本分类结果

$$\begin{aligned} \text{Image} &\xrightarrow{\text{RBM} + \text{softmax} + \text{BP}} \{A_m, d_{mtr}, d_{mte}, Tt_m, Nt_m\} \\ \text{Text} &\xrightarrow{\text{tf-idf} + \text{SVM}} \{A_l, d_{ltr}, d_{tte}, Tt_l, Nt_l\} \end{aligned}$$

2) 利用 \$A_m\$ 和 \$A_l\$ 分别对 \$Tt_m\$ 和 \$Tt_l\$ 加权得到图像和文本加权训练样本集 \$Tt_m^w\$ 和 \$Tt_l^w\$, 即

$$\begin{cases} Tt_m^w = \{d_{mtr}^w | d_{mtr}^w = A_m \cdot d_{mtr}, d_{mtr} \in Tt_m\} \\ Tt_l^w = \{d_{ltr}^w | d_{ltr}^w = A_l \cdot d_{ltr}, d_{ltr} \in Tt_l\} \end{cases} \quad (5)$$

3) 分别利用 \$Tt_m^w\$ 和 \$Tt_l^w\$ 构建 \$KNN_m\$ 和 \$KNN_l\$ 模型;

4) 利用 \$KNN_m\$ 和 \$KNN_l\$ 模型对测试实例中的图像和文本分类决策值 \$d_{mte}\$ 和 \$d_{tte}\$ 进行预测, 分别得到 \$k\$ 个样本属于各个类别的数目 \$Nk_m\$ 和 \$Nk_l\$;

5) 分别计算测试实例中图像和文本分类概率

$$\begin{cases} P_m = Nk_m / k \\ P_l = Nk_l / k \end{cases} \quad (6)$$

6) 利用 \$Nt_m\$ 和 \$Nt_l\$ 确定测试实例中图像和文本分类概率融合系数

$$\alpha = Nt_m / (Nt_m + Nt_l) \quad (7)$$

7) 计算测试实例图文数据融合后的最终分类概率

$$p_{mt} = \alpha \cdot p_m + (1 - \alpha) \cdot p_l \quad (8)$$

8) 比较分类概率 \$p_{mt}\$ 中各类别概率 \$p_{mte}\$ 的大小, 将分类概率最大的类别作为测试实例最终的分类型别 \$L_{mt}\$, 即

$$L_{mt} = \arg \max_c (p_{mte}), c \in \{1, 2, \dots, L\} \quad (9)$$

4 实验及结果分析

4.1 实验数据及评价标准

使用 Attribute Discovery^[20] 数据集的图像文本对进行加权 KNN 融合算法分类性能的验证, 每一对数据包含一幅图像和一个与之相关的 txt 文档, 并且拥有共同的标签, 如图 4 所示。该数据集主要包含 4 个分布广泛的购物数据类别, 分别为 Bags (9 145)、Earrings (9 235)、Ties (4 650)、Shoes (14 764), 划分的更细致一点, 共包含 27 种类别: bags_bacpacks、bags_clutch、bags_evening、bags_hobo、bags_shoulder、bags_totes、bags_wristlet、earrings_chandelier、earrings_diamond_studs、earrings_drop、earrings_hoops、earrings_pearl、earrings_studs、ties_bow、ties_plaid、ties_silk、ties_striped、womens_athletic_shoes、womens_boots、womens_clogs、womens_flats、womens_high_heels、womens_pumps、womens_rain_boots、womens_sneakers、womens_stiletto、womens_wedding_shoes, 共 37 794 对数据。选用 27 类作为分类目标, 并随机产生 20 组训练和测试数据集用于实验分析, 每一组训练数据集为随机选取的 30 000 对数据, 该组训练数据集对应的测试数据集为剩余数据中随机选取的 7 700 对数据。

采用的评价标准主要为分类精确度。假设测试数据共 \$M\$ 对, 其中分类正确的数目为 \$M_T\$ 对, 则分类精确度 \$p\$ 定义为

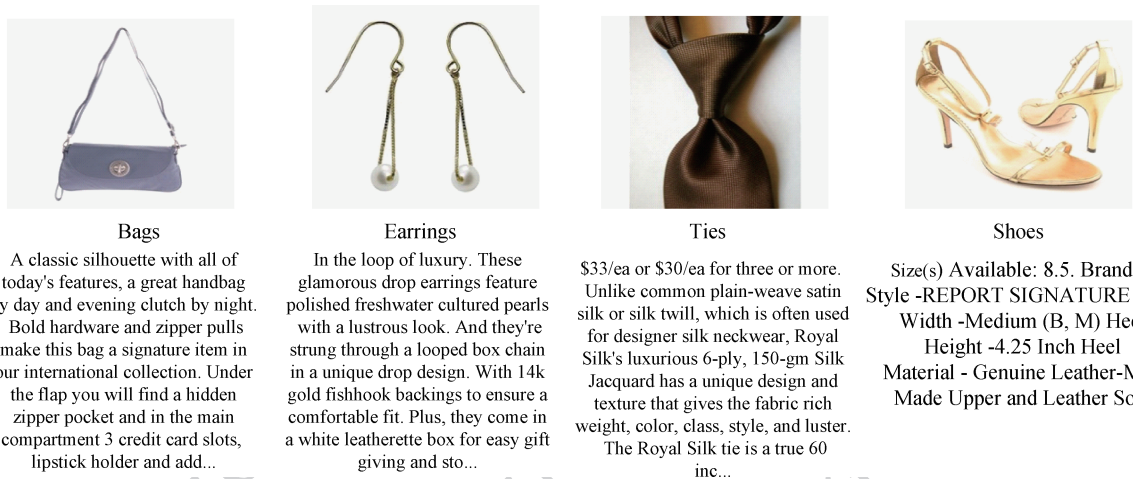


图 4 Attribute Discovery 数据集

Fig. 4 Attribute Discovery dataset

$$p = \frac{M_T}{M} \times 100\% \tag{10}$$

4.2 实验结果

经过多次试验,确定本文图文数据融合分类框架中图像分类模块 RBM 算法采用 700 个隐节点, 0.1 的学习率, 20 次迭代, BP 迭代 50 次, 利用 softmax 多分类方法进行图像分类; 文本分类模块采用 LibShortText^[21] 进行文本预处理、特征提取及分类, 训练模型的参数参考文献[22] 进行选取, 使用二分词对文本数据进行特征抽取, 选用 tf-idf 作为文本权重特征, 并利用 Crammer&Singer 提出的多分类 SVM 进行文本分类; 融合分类方法中 KNN_m 采用欧式距离, KNN_i 采用余弦距离, KNN_m 和 KNN_i 中 k 取 25。

为了验证本文融合分类算法的性能, 将文献[9] 中融合算法作为基准方法, 该算法主要利用训练数据集中图像和文本正确判别实例的数目确定测试实例图像和文本分类决策值的融合系数。此外, 为了验证训练样本集加权对融合算法的优化作用, 将直接由训练样本集构建的不经过加权的 KNN 融合算法也作为一种对比算法进行实验分析。随机产生 20 组训练和测试数据集进行实验, 对图像分类、文本分类、基准方法、KNN 融合和加权 KNN 融合的分类精确度进行对比, 结果如表 1 所示。

由表 1 对比发现, 加权 KNN 融合算法的平均分类精确度为 84.11%, 高于图像平均分类精确度 66.19% 和文本平均分类精确度 83.94%; 基准方法平均分类精确度为 79.66%, 高于图像平均分类精确度但低于文本平均分类精确度; 加权 KNN 融合算

法的平均分类精确度相比基准方法的平均分类精确度提高了 4.45%, 相比 KNN 融合算法的平均分类精确度 84.05% 提高了 0.06%。

表 1 分类精确度比较
Table1 Comparison of classification precision

						/%
序号	图像	文本	基准方法	KNN 融合	加权 KNN 融合	
1	66.05	83.77	80.73	84.09	84.21	
2	65.47	83.29	78.57	83.49	83.38	
3	65.05	83.24	79.55	84.03	84.09	
4	66.90	83.24	79.08	83.60	83.70	
5	65.29	83.96	79.68	83.84	83.86	
6	66.44	84.89	80.14	84.68	84.74	
7	66.12	84.35	79.68	84.34	84.51	
8	66.05	84.44	79.83	84.45	84.52	
9	66.64	83.84	79.66	84.14	84.06	
10	66.29	83.85	79.27	83.78	83.84	
11	66.66	83.76	79.62	83.96	84.04	
12	65.84	84.23	79.44	84.57	84.69	
13	65.38	83.29	79.14	83.40	83.39	
14	67.13	84.01	79.95	83.99	84.01	
15	65.58	83.87	79.68	84.06	84.27	
16	66.36	83.84	79.27	83.73	83.71	
17	66.22	84.16	80.48	84.16	84.35	
18	67.19	83.96	79.65	84.09	84.09	
19	67.39	85.01	80.44	84.81	84.90	
20	65.69	83.74	79.53	83.83	83.81	
均值	66.19	83.94	79.66	84.05	84.11	

为了对本文融合算法的分类性能进行更为直观细致的分析,下文从单数据源分类与多数据源分类性能比较、融合算法分类性能比较及融合算法对不同数据源信息整合能力比较 3 个方面进行对比分析,验证本文提出的加权 KNN 融合算法的有效性。

4.2.1 单数据源分类与多数据源融合分类性能比较

不同数据源往往包含不同的信息,多数据源融合分类能够有效整合不同数据源的信息,实现信息互补,提高分类性能。为了验证多数据源融合分类相比单数据源分类的优势,现将图像分类、文本分类和本文提出的加权 KNN 融合分类算法在 20 组实验数据上的分类精确度进行对比分析,实验结果如图 5 所示。

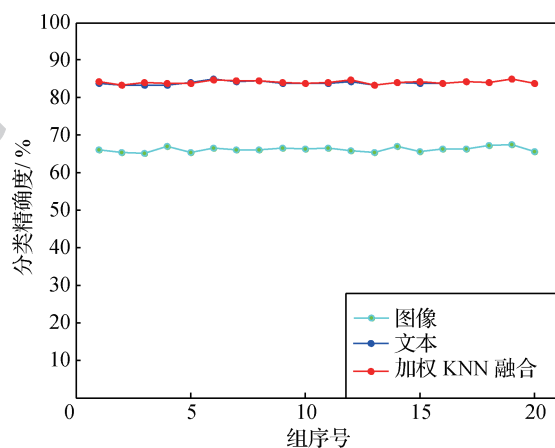


图 5 图像、文本和多数据源融合分类精确度比较
Fig. 5 Classification precision comparison of image, text and fusion method of multiple data sources

由图 5 比较发现,加权 KNN 融合算法的分类精确度远高于图像分类精确度。

为了能够更加清晰地观察本文融合分类算法与文本分类算法的分类精确度对比结果,将图 5 的实验结果作了局部放大,如图 6 所示,结果显示加权 KNN 融合算法的分类精确度在大部分实验数据上高于文本分类精确度。由此可见多数据源信息融合有助于提升分类性能。

4.2.2 融合算法分类性能比较

现有图文数据语义级融合分类算法主要针对图像和文本分类方法相同的情况,比较典型的如 Tian 等人^[9]提出的利用训练数据集中图像和文本正确判别的实例数目确定测试实例中图像和文本分类决策值融合系数的融合分类方法,本文将其作为基准

方法进行对比分析。在 20 组实验数据上对基准方法与本文提出的加权 KNN 融合算法的分类精确度进行对比实验,如图 7 所示。

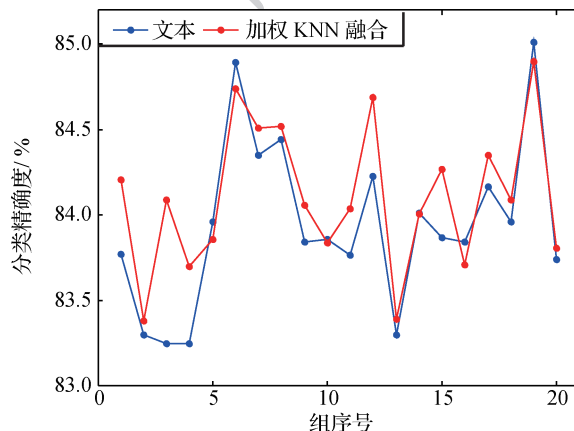


图 6 文本分类精确度和多数据源融合分类精确度比较
Fig. 6 Classification precision comparison of text classification method and fusion method of multiple data sources

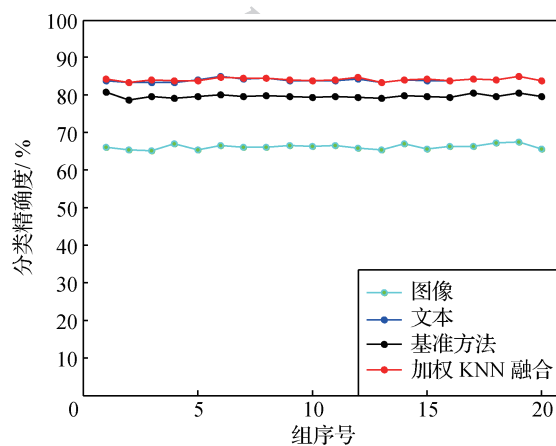


图 7 融合算法分类精确度比较
Fig. 7 Classification precision comparison of different fusion methods

比较图 7 的实验结果发现,基准方法的分类精确度高于图像的分类精确度,但小于文本的分类精确度;而加权 KNN 融合算法的分类精确度高于图像及文本的分类精确度,且明显高于基准方法的分类精确度。

实验结果表明,在图像和文本采用不同分类方法的情况下,图像和文本分类决策值的意义不同,分类决策基准不统一,传统的融合算法分类精确度不高,不能有效实现信息融合。本文提出的加权 KNN 融合分类算法利用加权训练样本集训练得到的 KNN 模型将具有不同意义的图像与文本分类决策值转化为具有相同意义的图像与文本分类概率,实

现了图像和文本分类决策基准的统一,较好地解决了图像和文本分类方法不同时的融合分类问题。

本文在选取了训练样本集之后,首先利用训练数据集中各类别分类精确度作为权重对训练样本集进行加权,然后利用加权训练样本集构建图像和文本 KNN 模型,其模型空间的准确度较直接采用未加权的训练样本集更为精确,因此对于测试实例的类别判别也更为准确。为了验证训练样本集加权的有效性,在 20 组实验数据上对比分析了未加权的 KNN 融合算法和加权 KNN 融合算法的分类精确度,结果如图 8 所示。对比发现分别利用图像和文本的加权训练样本集训练得到的 KNN_m 和 KNN_t 模型进行图文数据融合的分类精确度较未加权的 KNN 融合算法高,进而验证了加权的有效性。

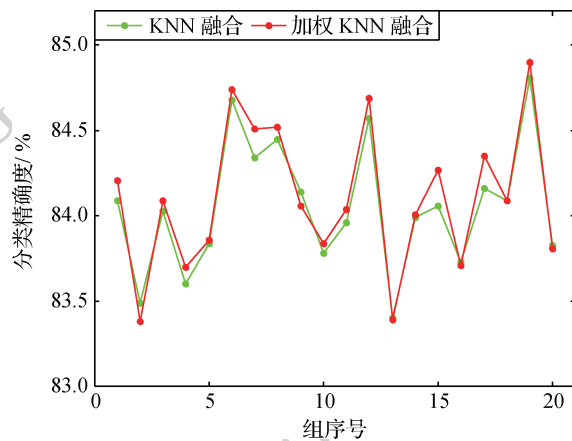


图 8 加权对 KNN 融合算法分类精确度的影响

Fig. 8 The influence of weight adjustment for classification precision of fusion method based on KNN

4.2.3 融合算法对不同数据源信息整合能力比较

图文数据集中图像和文本所含信息不同,对于图文数据融合分类算法而言,能否充分利用图文数据,有效整合图像和文本信息进行类别判定至关重要。单纯利用融合分类精确度只能得到融合分类结果的类别判定,无法体现融合分类算法对于不同数据源的信息整合能力及最终分类判定的确信度大小。尤其在图像和文本初始分类结果不一致的情况下,融合算法的最终分类结果能否在具有较大确信度的情况下与图像或文本中正确的分类结果保持一致,是评价融合算法信息整合能力的重要标准。

以图文信息整合能力作为量化指标,对不同融合分类算法在图文数据融合分类性能上的优劣进行分析比较。本文提出的图文信息整合能力是指在图

像和文本分类结果不一致且最终融合分类正确的前提下,融合后的分类决策值与融合前图像和文本分类决策值相关系数之间的差值。

假定图像和文本融合前的分类决策值分别为 d_m 和 d_t ,融合后的分类决策值为 d_{mt} 。本文目标类别为 27 类,因此 d_m 、 d_t 和 d_{mt} 均为 27 维向量。分别计算融合后的分类决策值 d_{mt} 与融合前图像分类决策值 d_m 和文本分类决策值 d_t 的相关系数 R_m 和 R_t ,即

$$\begin{cases} R_m = \frac{c(d_m, d_{mt})}{\sqrt{D(d_m)} \sqrt{D(d_{mt})}} \\ R_t = \frac{c(d_t, d_{mt})}{\sqrt{D(d_t)} \sqrt{D(d_{mt})}} \end{cases} \quad (11)$$

式中, $c(\cdot)$ 为相关矩, $D(\cdot)$ 为方差。

图像和文本分类结果不一致分为以下两种情况:1) 图像分类正确,文本分类错误;2) 图像分类错误,文本分类正确。以第 1 种情况为例,融合算法的分类结果应与图像分类结果一致,相应融合后的分类决策值与融合前图像分类决策值的相关性应高于与融合前文本分类决策值的相关性,即 $R_m > R_t$; 且 $R_m - R_t$ 越大表明融合算法在图像和文本信息整合的过程中,对于可靠信息与不可靠信息的利用性差别越大,最终分类结果正确的确信度越高。同理,第二种情况下应有 $R_t > R_m$, 且 $R_t - R_m$ 越大,最终融合分类结果正确的确信度越高。因此利用 $|R_m - R_t|$ 来衡量图像和文本分类结果不一致的情况下融合算法正确分类的确信度大小,并定义为图文信息整合能力,即

$$RI = |R_m - R_t| \quad (12)$$

表 2 列出了 20 组实验数据上基准方法和加权 KNN 融合算法的图文信息整合能力对比实验结果。由表 2 可知在图像分类正确、文本分类错误的情况下,本文提出的加权 KNN 融合算法融合后的分类决策值与融合前的图像分类决策值高度相关,其平均相关系数 R_m 为 0.992 7,与融合前文本分类决策值的平均相关系数 R_t 为 0.536 2;基准方法的 R_m 为 0.996 4, R_t 为 0.556 3,均符合 $R_m > R_t$ 。在图像分类错误、文本分类正确的情况下,本文提出的加权 KNN 融合算法融合后的分类决策值与融合前的文本分类决策值高度相关,其平均相关系数 R_t 为 0.998 0, R_m 为 0.580 0;基准方法的 R_t 为 0.996 8, R_m 为 0.597 4,均符合 $R_t > R_m$ 。由实验结果可知,两种融合分类方法融合后的分类决策值均与融合前分

类正确数据源的分类决策值具有更高的相关性,表明其均能充分利用可靠数据源的信息,而降低对不可靠数据源信息的利用性。为了进一步比较两种融合算法在图文信息整合能力上的优劣,将其平均信息整合能力进行对比分析,如表3所示。

由表3实验结果对比发现,本文提出的加权KNN融合算法在图像分类正确、文本分类错误的情况下对图文信息的平均整合能力 RI_k 为0.4565,基

准方法对于图文信息的平均整合能力 RI_b 为0.4401;在图像分类错误、文本分类正确的情况下 RI_k 为0.4180, RI_b 为0.3994。两种情况均符合 $RI_k > RI_b$,且本文算法相比基准方法的图文信息平均整合能力提高了4.19%。由于 RI 越大表明融合算法正确分类的确信度越高,因此本文提出的加权KNN融合算法相比基准方法在图文数据分类方法不同情况下对图文信息的整合能力更强。

表2 融合算法图文信息整合能力比较
Table 2 Information integration ability comparison of different fusion methods

序号	图像分类正确,文本分类错误						图像分类错误,文本分类正确					
	基准方法			加权 KNN 融合			基准方法			加权 KNN 融合		
	R_m	R_t	RI_b	R_m	R_t	RI_k	R_m	R_t	RI_b	R_m	R_t	RI_k
1	0.998 0	0.762 1	0.235 9	0.995 5	0.588 2	0.407 3	0.606 2	0.997 6	0.391 4	0.640 0	0.999 1	0.359 1
2	0.996 0	0.549 7	0.446 3	0.989 1	0.398 8	0.590 3	0.610 7	0.998 3	0.387 6	0.623 8	0.998 2	0.374 4
3	0.996 4	0.604 5	0.391 9	0.995 8	0.750 7	0.245 1	0.410 9	0.997 0	0.586 1	0.415 3	0.997 8	0.582 5
4	0.995 1	0.718 4	0.276 7	0.990 8	0.683 5	0.307 3	0.768 4	0.997 7	0.229 3	0.770 2	0.999 3	0.229 1
5	0.998 5	0.447 7	0.550 8	0.998 0	0.693 7	0.304 3	0.487 5	0.996 4	0.508 9	0.415 6	0.997 7	0.582 1
6	0.992 7	0.596 4	0.396 3	0.996 5	0.574 7	0.421 8	0.722 9	0.996 9	0.274 0	0.687 5	0.997 2	0.309 7
7	0.997 1	0.467 9	0.529 2	0.997 5	0.545 4	0.452 1	0.577 3	0.998 1	0.420 8	0.509 4	0.999 1	0.489 7
8	0.996 4	0.594 8	0.401 6	0.992 7	0.378 1	0.614 6	0.677 1	0.997 1	0.320 0	0.662 9	0.997 7	0.334 8
9	0.993 7	0.482 5	0.511 2	0.992 2	0.456 7	0.535 5	0.688 8	0.996 7	0.307 9	0.677 9	0.997 3	0.319 4
10	0.996 6	0.417 7	0.578 9	0.994 1	0.477 8	0.516 3	0.574 2	0.997 5	0.423 3	0.629 1	0.998 4	0.369 3
11	0.997 8	0.648 5	0.349 3	0.995 6	0.541 7	0.453 9	0.458 3	0.997 3	0.539 0	0.372 1	0.998 2	0.626 1
12	0.995 7	0.603 5	0.392 2	0.990 3	0.755 1	0.235 2	0.645 3	0.994 9	0.349 6	0.707 2	0.998 6	0.291 4
13	0.996 1	0.561 4	0.434 7	0.990 7	0.314 0	0.676 7	0.670 8	0.996 8	0.326 0	0.619 6	0.998 6	0.379 0
14	0.995 3	0.592 1	0.403 2	0.985 5	0.554 7	0.430 8	0.560 6	0.997 1	0.436 5	0.582 8	0.998 2	0.415 4
15	0.998 1	0.611 2	0.386 9	0.994 7	0.617 0	0.377 7	0.406 8	0.996 7	0.589 9	0.345 8	0.997 4	0.651 6
16	0.998 2	0.336 6	0.661 6	0.992 2	0.204 7	0.787 5	0.625 6	0.997 0	0.371 4	0.534 3	0.998 6	0.464 3
17	0.997 8	0.326 8	0.671 0	0.990 1	0.228 3	0.761 8	0.550 1	0.997 4	0.447 3	0.398 8	0.998 2	0.599 4
18	0.995 7	0.530 4	0.465 3	0.989 3	0.665 9	0.323 4	0.716 3	0.995 0	0.278 7	0.712 6	0.998 3	0.285 7
19	0.996 7	0.518 3	0.478 4	0.994 6	0.573 0	0.421 6	0.522 6	0.994 0	0.471 4	0.601 9	0.995 4	0.393 5
20	0.997 6	0.757 3	0.240 3	0.990 2	0.722 6	0.267 6	0.668 6	0.997 9	0.329 3	0.695 1	0.997 8	0.302 7
均值	0.996 4	0.556 3	0.440 1	0.992 7	0.536 2	0.456 5	0.597 4	0.996 8	0.399 4	0.580 0	0.998 0	0.418 0

表3 融合算法图文信息平均整合能力比较
Table 3 Average information integration ability comparison of different fusion methods

图像和文本分类结果	基准方法	加权 KNN 融合	提升率/%
图像分类正确,文本分类错误	0.440 1	0.456 5	3.73
图像分类错误,文本分类正确	0.399 4	0.418 0	4.66
均值	0.419 7	0.437 3	4.19

由 Attribute Discovery 数据集上的实验结果可知,本文提出的基于加权 KNN 的融合分类算法的平均分类精确度相比基准方法提高了 4.45%,对图文信息的平均整合能力相比基准方法提升了 4.19%。结果表明本文融合算法利用加权训练样本集构建图像和文本 KNN 模型实现了图像和文本不同分类方法分类决策基准的统一,提升了融合算法对不同数据源的信息整合能力,提高了融合算法的分类性能。

5 结 论

本文提出了一种基于加权 KNN 的融合分类方法。该方法在兼具语义级融合算法优点的同时,通过构建经过训练数据集各类别分类精确度加权的图像和文本 KNN 模型,将图像和文本采用不同分类方法得到的具有不同意义的分类决策值转化为具有相同意义的图像和文本分类概率,实现了图像和文本分类决策基准的统一,充分发挥了多数据源的优势;同时利用训练数据集中图像和文本分类正确的数目确定图像和文本分类概率的融合系数。该方法在 Attribute Discovery 数据集上取得了较好的分类效果,适用于多种形式的图文共生数据分类任务,特别是图像和文本分类方法不一致时的图文数据融合。与基准方法相比通过将不同分类方法的分类决策基准统一,增强了融合算法对不同数据源的信息整合能力,提高了融合分类性能,具有较强的实用价值。以此为基础的图文数据分类结果可以为其他高级应用提供重要的初级结果和判断依据,例如图文数据组织管理、图像检索、主题分类、垃圾邮件检测等。此外,该方法具有较强的扩展性,适用于多种数据源,在多媒体数据挖掘领域可以获得更为广泛的应用。本文融合算法相比其他融合算法在处理不同数据源分类方法不一致时的融合分类性能有所提升,但该方法在采用 KNN 算法统一图像和文本分类决策基准的同时,增加了融合算法的复杂度,降低了算法效率,下一步将针对该问题开展研究。

参考文献 (References)

- [1] Wu L Z, Oviatt S L, Cohen P R. Multimodal integration-a statistical view[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 1999, 1(4): 334-341. [DOI: 10.1109/6046.807953]
- [2] Lanckriet G R G, Christianini N, Bartlett P L, et al. Learning the kernel matrix with semidefinite programming[J]. Journal of Machine Learning Research, 2004, 5: 27-72.
- [3] Schölkopf B, Smola A J. Learning with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization and Beyond[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 2002.
- [4] Li T, Li L. Music Data Mining: An introduction[M]//Li T, Ogihara M, Tzanetakis G. Music Data Mining. London: CRC Press, 2011.
- [5] Li T, Ogihara M. Semisupervised learning from different information sources[J]. Knowledge and Information Systems, 2005, 7(3): 289-309. [DOI: 10.1007/s10115-004-0155-8]
- [6] Tirilly P, Lu K, Mu X, et al. On modality classification and its use in text-based image retrieval in medical databases[C]//Proceedings of the 9th International Workshop on Content-Based Multimedia Indexing. Madrid, Spain: IEEE, 2011: 109-114. [DOI: 10.1109/CBML.2011.5972530]
- [7] Clinchant S, Csurka G, Ah-Pine J, et al. XRCE's participation in wikipedia retrieval, medical image modality classification and ad-hoc retrieval tasks of imageclef 2010[C]//Proceedings of Cross-Language Evaluation Forum. Padua, Italy: CLEF, 2010.
- [8] Cheng B, Stanley R J, Antani S, et al. Graphical figure classification using data fusion for integrating text and image features[C]//Proceedings of the 12th International Conference on Document Analysis and Recognition. Washington, DC: IEEE, 2013: 693-697. [DOI: 10.1109/ICDAR.2013.142]
- [9] Tian L, Zheng D, Zhu C. Research on image classification based on a combination of text and visual features[C]//Proceedings of the 8th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Shanghai, China: IEEE, 2011: 1869-1873. [DOI: 10.1109/FSKD.2011.6019802]
- [10] Wang G, Hoiem D, Forsyth D. Building text features for object image classification[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. Miami, FL, USA: IEEE, 2009: 1367-1374. [DOI: 10.1109/CVPR.2009.5206816]
- [11] Kalva P, Enembreck F, Koerich A L. WEB image classification based on the fusion of image and text classifiers[C]//Proceedings of the 9th International Conference on Document Analysis and Recognition. Parana: IEEE, 2007: 561-568. [DOI: 10.1109/ICDAR.2007.4378772]
- [12] Vapnik V N. Statistical Learning Theory[M]. New York: Wiley, 1998.
- [13] Zheng Y, Chen Q Q, Zhang Y J. Deep learning and its new progress in object and behavior recognition[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(2): 175-184. [郑胤, 陈权崎, 章毓晋. 深度学习及其在目标和行为识别中的新进展[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(2): 175-184.] [DOI: 10.11834/jig.20140202]

- [14] Hinton G. A practical guide to training restricted Boltzmann machines[M]//Montavon G, Orr G B, Müller K R. Neural Networks: Tricks of the Trade. 2nd ed. Berlin Heidelberg: Springer, 2012. [DOI: 10.1007/978-3-642-35289-8_32]
- [15] Carreira-Perpinan M A, Hinton G E. On contrastive divergence learning[C]//Proceedings of the 10th International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics. Barbados: AISTATS, 2005: 33-40.
- [16] Salakhutdinov R, Mnih A, Hinton G. Restricted Boltzmann machines for collaborative filtering[C]//Proceedings of the 24th International Conference on Machine Learning. New York, USA: ACM, 2007: 791-798. [DOI: 10.1145/1273496.1273596]
- [17] Pineda F J. Generalization of back-propagation to recurrent neural networks[J]. Physical Review Letters, 1987, 59(19): 2229-2232. [DOI: 10.1103/PhysRevLett.59.2229]
- [18] Crammer K, Singer Y. On the algorithmic implementation of multiclass kernel-based vector machines[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2002, 2(2): 265-292.
- [19] Cover T, Hart P. Nearest neighbor pattern classification[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1967, 13(1): 21-27. [DOI: 10.1109/TIT.1967.1053964]
- [20] Berg T L, Berg A C, Shih J. Automatic attribute discovery and characterization from noisy web data [C]//Proceedings of 11th European Conference on Computer Vision. Heraklion, Crete, Greece: ECCV, 2010: 663-676. [DOI: 10.1007/978-3-642-15549-9_48]
- [21] Yu H F, Ho C H, Juan Y C, et al. Libshorttext: A library for short-text classification and analysis [EB/OL]. 2013-09-10 [2015-11-03]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/libshorttext.pdf>.
- [22] Yu H F, Ho C H, Arunachalam P, et al. Product title classification versus text classification [EB/OL]. 2012-12-08 [2015-11-03]. <http://www.csie.org/~cjlin/papers/title.pdf>.