

# 图像情感语义规则简化学习算法

赵涓涓 陈俊杰 李国庆

(太原理工大学计算机与软件学院 太原 030024)

**摘要** 讨论了研究图像情感语义规则的意义,给出了粗糙集中重要概念的定义以及极小极大规则学习算法的描述。提出了将极小极大规则学习应用于图像情感语义规则简化的方法。首先使用粗糙集理论中的属性约简对训练集进行简化,再使用决策树算法得到规则集,最后将极小极大规则算法应用于决策树规则的简化。此方法缩小了简化的范围,并能保证图像情感语义规则的准确率,且可减少规则的总数量。

**关键词** 图像情感,粗糙集,属性约简,规则简化

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

## Algorithm of Simplifying the Image Emotion Semantic Rules

ZHAO Juan-juan CHEN Jun-jie LI Guo-qing

(College of Computer and Software, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

**Abstract** This article discussed the significance of studying the semantic rules of image emotion. It gave the concept of rough set and described the learning algorithm about minimal-and-maximal rules. The author put forward the method of simplifying the semantic rules in image emotion by using this learning algorithm. Firstly, used the attribute reduction of rough set to simplify the train set. Then, got the rule set by using the decision tree algorithm. Finally, applied the learning algorithm about minimal-and-maximal rules to simplify the decision tree algorithm. The advantage of this method is while reducing the total quantity of the rules, it can narrow the scope of simplification, and ensure the accuracy of the semantic rules in image emotion and reduce the total number of rules.

**Keywords** Image emotion, Rough set, Attribute reduction, Rule simplification

## 1 引言

基于文本的图像检索,通过对图像建立文本描述信息作为索引,来满足检索的需求。但文本描述存在多义性,使得图像检索很不理想。因此人们提出了基于内容的图像检索(Content Based Image Retrieval),根据图像所包含的视觉特征以及空间信息等,建立特征向量作为图像的索引。但基于内容的图像索引仍然存在其自身不能解决的关键问题,因为人们在获取所需图像时存在着一个大致概念,这个概念包含了人们对图像内容的理解,其中更多的是用户对图像的情感描述,所以近年来出现了基于语义的图像检索技术(Semantic Image Retrieval)<sup>[1]</sup>。

图像所包含语义的最高层是图像情感语义。图像本身有着丰富的情感语义,对图像情感语义的研究,为解决图像视觉特征和用户检索丰富语义之间存在的语义鸿沟奠定了基础<sup>[2]</sup>。通常,用户只是根据日常生活对图像所产生的感觉、印象、情绪甚至是情感等各种主观体验获取自己感兴趣的图像。若考虑图像低阶特征与高阶情感语义之间的关系,并提取其

中低阶特征属性到高阶情感语义属性的规则加以应用,则可实现基于情感语义的图像检索。

本文使用粗糙集理论中的属性约简实现数据集的简化。波兰科学家 Pawlak 在 1982 年提出了粗糙集(rough set)理论<sup>[3]</sup>,该理论是一种新的可以分析模糊和不确定知识的数学工具,被广泛应用于知识发现和机器学习等领域。决策树属性约简、决策规则简化是粗糙集理论与实际应用的主要研究方向之一。然后,使用决策树的方法获取图像情感语义规则。决策树模型的优点是描述简单,分类速度快,适合大规模数据的处理,且决策树归纳学习算法是多种学习算法中最简单却最成功、最广泛应用的方法之一。由决策树生成的规则集,是完全的,其中包含的规则之间是互斥的。但由于数据集的噪声等因素的影响,可对其中某些规则进行简化。本文在属性约简后的数据集上构造决策树,生成规则集,再把极小极大算法用于决策树规则的简化。通过将该方法应用于图像情感语义规则学习及简化,可在保证规则覆盖率的基础上得到简洁的情感语义规则。

到稿日期:2008-11-20 返修日期:2009-02-16 本文受国家自然科学基金项目(60773004),山西省自然科学基金(2006011030,2007011050)资助。

赵涓涓(1975-),女,博士研究生,讲师,CCF 会员,主要研究方向为智能信息处理、情感计算、数据挖掘,E-mail:zh\_juanjuan@126.com;陈俊杰(1956-),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究方向为数据挖掘、搜索引擎和智能信息处理;李国庆(1986-),男,硕士研究生,主要研究方向为数据挖掘。

## 2 图像的情感语义

图像本身包含了丰富的情感语义,从图像的低阶视觉特征(如图像的颜色、纹理和形状)可以映射出图像的情感语义。而基于文本或内容的图像检索方式忽略了情感的影响和作用,难以描述图像本身所含有的丰富语义,已不适合大规模图像集的检索。如何捕捉和表示图像的情感特征,有效地描述人对图像的情感,是一个崭新且有很大挑战性的前沿课题。

目前情感语义应用在图像检索中的研究起步不久,但已取得一些重要的成果。如毛峽等<sup>[4]</sup>证实了分别符合  $1/f$ 、 $1/f_0$ 、 $1/f_2$  波动规律的图像可以带给人不同的感觉;Shoji Tanaka 等<sup>[5]</sup>分析了各种特征对图像的吸引力的贡献;王上飞等<sup>[6]</sup>从心理学角度出发,采用语义量化技术和因子分析的方法建立情感空间,并抽取图像的颜色和形状等视觉特征,然后采用径向基函数将图像从特征空间映射到情感空间;余英林等<sup>[7]</sup>使用图像的低阶特征对艺术图像进行分类,采用改进的边缘方向直方图作为特征,然后使用概率神经网络进行分类,达到了较高的准确率。这些研究对图像情感语义的发展有着非常重要的意义。但这些研究中,从图像低阶视觉特征到高阶情感语义的映射缺乏一定的语义规则。因此,挖掘图像低阶特征到高阶情感语义的映射规则,并将其应用到图像情感检索中,会有助于人类以及机器了解图像特征的映射过程。

## 3 数据集属性约简

粗糙集理论<sup>[3]</sup>是智能信息处理技术的新成果,它比原来的模糊集与概率统计方法具有更大的优越性,其研究对象是一个由多值属性集合描述的对象集合。粗糙集方法可以解决重要的分类问题,去除冗余属性,进行属性的约简,还可以用决策规则集合的形式表示最重要属性和特定分类之间的所有重要关系。

一个数据集的属性越多,其中包含的无用属性就越多,使得数据集的分类性能变差。出现这种情况的原因是无关的属性在将来使用决策树算法进行分类时,不可避免地被选择为决定分支的属性,导致使用测试数据测试时产生随机误差。所以,在使用决策树进行分类之前,对数据集进行属性约简是十分必要的。

在粗糙集理论中,进行数据分析的全部对象的数据集合称为信息系统,用一个四元组来定义。设四元组  $IS=(U, R, V, f)$  为信息系统,其中  $U=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  是一个有限对象构成的论域;  $V=\cup\{V_a | a \in R\}$ ,  $V_a$  为属性  $a$  的值域;  $f$  是一个信息函数,它对一个对象的每一个属性都赋予一个信息值,其中  $f:U \times R \rightarrow V$ , 即  $\forall a \in R, x \in U$ , 有  $f(x, a) \in V_a$ 。

在信息系统  $IS=(U, R, V, f)$  中,任意属性子集  $P \subseteq R$  确定了一个二元不可区分关系,记为  $IND(P)$ , 等价关系  $IND(P)$  可确定  $U$  的一个划分,用  $U/IND(P)$  表示。设  $Y$  和  $Z$  为  $U$  中的等价关系,  $Z$  的  $Y$  正域记为  $POS_Y(Z)$ 。  $C_1$  称为  $C$  相对于决策属性集  $D$  的约简,即  $C$  的  $D$  约简,如果满足:  $C_1 \subseteq C$  并且  $C_1$  不是空集;  $POS_{IND(C_1)}(IND(D)) = POS_{IND(C)}(IND(D))$  不存在  $C_2$  包含于  $C_1$ , 使得  $POS_{IND(C_2)}(IND(D)) = POS_{IND(C)}(IND(D))$ , 则  $C$  的所有  $D$  约简的集合记为  $REDD(C)$ ,  $C$  的所有  $D$  约简的交集称为核,即  $CORED(C) = \cap REDD(C)$ 。用数据集的任何一个约简来代替数据

集,都不会对决策有任何影响,这就是粗糙集属性约简的原理。算法 1 给出了属性约简的算法描述。

### 算法 1 基于粗糙集理论的属性约简算法

Input: 数据集  $IS$ ,  $A$  为  $IS$  的条件属性集;  
Output:  $A$  的约简  $B$ ,  $B \subseteq A$  且  $IND(B) = IND(A)$ ;

Begin:

求: 条件属性集  $A$  的核  $CORE(A)$ ;

$B = CORE(A)$ ;

对任意  $c \in A - B$ ,

计算其属性重要性

$S(c) = (|IND(B \cup \{c\})| - |IND(B)|) / |IND(A)|$ ,

如果  $S(c') = \max\{S(c) | c \in A - B\}$  存在,

那么  $B = B \cup \{c'\}$ ;

如果  $IND(B) = IND(A)$ ,

那么输出  $B$ ,

结束,否则转上一步;

end

## 4 极小极大规则学习

### 4.1 极小极大规则

前面已经提出,由于噪声等因素的影响,可以对规则进行简化。在粗糙集理论中,对数据集的约简也称为极小属性集,由约简构造的规则称为极小规则,去掉该规则中的任何一个条件都将使得该规则覆盖更多的反例。与此相对,极小规则的对偶概念称极大规则,向该规则中添加任何一个条件都将使得该规则覆盖更少的正例<sup>[8]</sup>。求解一个数据集的极小、极大规则,需要先使用学习算法(如决策树算法)求出该数据集的规则,然后对已得到的规则进行极小或极大化,即得到极小或极大规则。

显然,极小规则学习可以在保证规则覆盖率的前提下得到尽可能简洁的决策规则,但极大规则学习有着相对于极小规则的一些优点<sup>[9]</sup>,如可以发现尽可能多的与类或概念相关的特征,可以避免仅用最小特征集来区分概念而导致忽视其他同等重要的特征,当有效的相关特征较多时可以改进预测精度,在数据稀疏情况下最简原则容易造成过分泛化,所以极大规则学习也是必不可少的。

### 4.2 极小极大规则学习算法

求一条规则的极小规则的方法是,如果该规则中所有条件属性中存在某一个属性,在删除该属性(同时删除该条件属性的值)后使得该规则在数据集中不覆盖反例或不覆盖比以前多的反例,则可删除该条件属性,否则经过上述条件属性删除操作后的规则已经是极小规则了。

求一条规则的极大规则的方法是,对每个不在规则中出现的条件属性,如果该属性在数据集中的取值是离散的,并且在规则所覆盖的数据集中所有正例上,该属性的值都相同,则把属性与值组成的条件加入到初始规则中;如果该属性在数据集中的取值是连续的,并且在规则所覆盖的数据集中所有正例上,该属性的取值存在一个最小值和一个最大值,则把属性与该属性的取值范围组成一个条件加入到初始规则中。

算法 2 中描述的极小极大学习算法,先对给定的规则进行极小化,再进行极大化,这样便可使得求出的规则在排斥反例的前提下覆盖尽可能多的正例。

### 算法 2 极小极大学习算法

Input:数据集 IS,规则集 Rule;

Output:简化的规则集 Rule';

Begin:

C 为 IS 的条件属性集,并且设 C 包含 k 个属性;

A 为 rule<sub>i</sub> 的条件属性集, B<sub>p</sub> ∈ C - A;

Rule' = Φ;

For i=1 to n

min\_rule<sub>i</sub> = rule<sub>i</sub> = ∧ (A<sub>j</sub> = val<sub>j</sub>) → D, j=1, 2, ..., m;

For p=1 to m

{删除 A<sub>p</sub> 有 tmp\_rule<sub>i</sub> = ∧ (A<sub>j</sub> = val<sub>j</sub>) → D,

j=1, 2, ..., p-1, p+1, m;

if tmp\_rule<sub>i</sub> 不覆盖反例或不覆盖比以前更多的反例  
then min\_rule<sub>i</sub> = tmp\_rule<sub>i</sub>;

max\_min\_rule<sub>i</sub> = min\_rule<sub>i</sub>;

For q=m to k

{if (B<sub>q</sub> 是离散的) and (B<sub>q</sub> 在 rule<sub>i</sub> 所覆盖的所有正例上的  
相应属性值都相同) 有 B<sub>q</sub> = V<sub>q</sub>;

Then max\_min\_rule<sub>i</sub> = (B<sub>q</sub> = V<sub>q</sub>) ∧ min\_rule<sub>i</sub>;

if B<sub>q</sub> 是连续的 and B<sub>q</sub> 在 rule<sub>i</sub> 所覆盖的所有正例上的相应  
属性值取值范围为 V<sub>min</sub> ≤ B<sub>q</sub> ≤ V<sub>max</sub> then max\_min\_rule<sub>i</sub> =  
(V<sub>min</sub> ≤ B<sub>q</sub> ≤ V<sub>max</sub>) ∧ min\_rule<sub>i</sub>;

Rule' = max\_min\_rule<sub>i</sub> + Rule';

end

## 5 图像情感语义规则获取及应用

### 5.1 极小极大学习在图像情感语义规则简化中的应用

为了获取具有更高准确率且简洁的图像情感语义规则,可以把极小极大学习算法用于规则的简化中。图 1 给出了图像情感语义规则抽取及简化的整个流程。

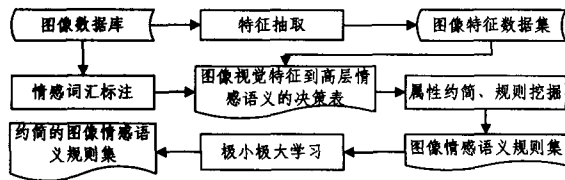


图 1 图像情感语义规则简化流程图

首先对图像库中的图像进行特征抽取及情感词汇标注,其中情感词汇标注将图像库中的图像随机分组,让不同的人员协助完成标注,图像的一组视觉特征数据及标注的情感词汇就构成一个决策表中的实例。汇总所有图像相对应的实例,便可以得到图像视觉特征到高层情感语义的决策表;然后对决策表进行基于粗糙集理论的属性约简,可得到相应的约简表。对约简表进行决策树算法学习并进行规则挖掘,得到图像情感语义规则集;最后对规则集进行本文中给出的极小极大规则学习,便可以得到约简的图像情感语义规则集。

### 5.2 图像情感语义规则的应用

上面得到的图像情感语义规则可以转换为符合 SWRL 语言标准的规则,以建立 SWRL 规则库。然后将 RDF 表示的 SWRL 规则通过 XSLT 转换为 Jess 推理机可用的格式,配合图像特征与情感语义本体,使得通过运用推理机实现图像基于情感语义的检索成为可能。

假设 hasColor(x, orange), hasShape(x, circle) 为一条简单规则的前件, hasEmotion(x, warm) 为规则的后件,该规则

可表示为 Rule: hasColor(? x, orange) ∧ hasShape(? x, circle) ⇒ hasEmotion(? x, warm)。然后,以 RDF 的形式表达 SWRL 规则,以规则中的 hasColor(x, orange) 为例,可表示为

```
<ruleml:Imp>
```

```
<ruleml:body rdf:parseType = "Collection">
```

```
<swrl:IndividualPropertyAtom rdf:resource = "swrl:hasColor"/>
```

```
<swrl:propertyPredicate rdf:resource = "# hasColor"/>
```

```
<swrl:argument1 rdf:resource = "# x"/>
```

```
<swrl:argument2 rdf:resource = "# orange"/>
```

```
</swrl:IndividualPropertyAtom>
```

RDF 形式表示的 SWRL 规则不能直接被推理机 Jess 使用,因此要完成 SWRL 向 Rules in Jess 的转换。这一步可用 XSLT 完成。作为一种 W3C 的正式标准, XSLT 提供了一种把 XML 数据转换成纯文本、PDF、HTML/XHTML、WML、VoiceXML 等任意 XML 格式的灵活、强大的工具。最后, Rules in Jess 配合推理机、相应的本体,就可以实现图像情感语义检索。

## 6. 实验结果及分析

为了验证算法的有效性,本文选取中国科学院心理研究所心理健康重点实验室编制的中国情感图片系统 (Chinese Affective Picture System, CAPS) 中的 852 张图片中的一部分作为原始图片。首先对图像库中的图像进行特征抽取及情感词汇标注,其中情感词汇标注将图像库中的图像随机分组,让不同的人员协助完成标注,图像的一组视觉特征数据及标注的情感词汇就构成一个决策表中的实例。汇总所有图像相对应的实例,便可以得到图像视觉特征到高层情感语义的决策表;然后对决策表进行基于粗糙集理论的属性约简,可得到相应的约简表,如图 2 所示。

对约简表进行决策树算法学习并进行规则挖掘,得到图像情感语义规则集;采用了基于 JAVA 环境下的机器学习和数据挖掘软件 weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis) 软件来实现。系统输出图像情感语义决策树如图 3 所示。并在此基础上采用较为常用的 C4.5 算法构造决策树,同时对照实验,对决策树规则进行极小极大规则学习。



图 2 粗糙集属性约简结果视图



图 3 图像情感语义决策树

对规则集进行本文中给出的极小极大规则学习,便可以得到约简的图像情感语义规则集。规则约简结果如图 4 所示。

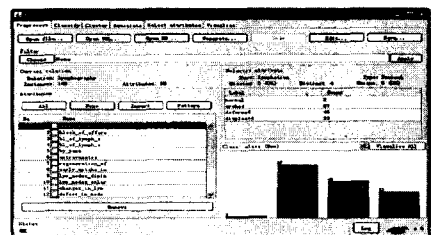


图 4 规则约简结果

实验中,对于有不同数目的数据集和采用不同的学习算

法的属性个数、规则个数、规则平均长度和规则预测准确度进行了比较,对照实验结果如表1所列。

表1 实验结果比较

属性个数		规则个数		规则平均长度		规则预测准确度	
原属性数	约简属性数	C4.5算法	有判定的极小极大规则学习	C4.5算法	有判定的极小极大规则学习	C4.5算法	有判定的极小极大规则学习
24	15	57	35	6.9	5.4	89.50	93.57
21	17	26	20	4.3	3.6	79.03	80.70
56	39	9	5	1.8	1.7	76.52	81.36
18	13	10	8	4.2	3.7	91.08	94.20

从实验结果来看,在本文中图像情感规则的简化学习算法上所做的创新是成功的。

**结束语** 本文简述了图像情感语义研究的粗糙集理论与极小极大规则,描述了基于粗糙集理论的属性约简及极小极大规则学习的算法,然后给出了图像情感语义规则抽取及简化流程,最后将规则应用于推理机,配合图像特征与情感语义本体实现图像基于情感语义的检索。其中极小极大规则学习在图像情感语义简化中的应用,在保证规则准确度的基础上,简化了单个规则并减少了规则总数量,为图像情感检索奠定了良好的规则基础。

本文对前人的工作进行了大胆创新,实验结果表明这些创新是较为成功的。但可以预见它们仍然存在着相当大的革新和拓展空间。据此,在认真总结所取得研究成果的同时,下一阶段的研究工作应将规则自动简化机制构建于本系统中。

(上接第236页)

用了28%~40%的基分类器。这种现象再次验证了Zhou等人的选择性集成策略的有效性<sup>[10]</sup>,大大降低了集成规模。

表3 本文算法实际使用的基分类器的平均百分比(×100%)

	segment	credit	ionosphere	sonar	heart
cp. GASEN	56.8	67.5	62.5	57.0	51.2
cp. EDSEN	35.1	33.0	37.7	34.9	28.4
	vehicle	vowel	waveform	ORHD	PRHD
cp. GASEN	59.4	64.1	60.9	55.8	61.0
cp. EDSEN	32.3	37.2	39.6	31.5	34.3

**结束语** 本文提出基于成对约束投影的选择性集成算法。首先,利用随机选取的 must-link 和 cannot-link 成对约束集得到投影矩阵,并将原始训练数据在诱导的投影空间中训练 SVM 基分类器;然后,分别采用遗传优化和最小化偏离度误差两种选择性策略构造集成分类器。基于 UCI 数据的实验结果表明,本文提出的两种选择性集成算法在训练 SVM 分类器时取得的泛化性能显著优于 Bagging, Boosting, 特征 Bagging 以及 LogBag 等算法。主要原因之一是它们采用的约束投影技术产生的基分类器之间具有明显的差异性。

### 参考文献

[1] Hansen L K, Salamon P. Neural Network Ensembles[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(10):993-1001

[2] Dietterich T G. Machine Learning Research; Four Current Directions [J]. AI Magazine, 1997, 18(4):97-136

[3] Krogh A, Vedelsby J. Neural Network Ensembles, Cross Validation, and Active Learning[J]. Advances in Neural Information

我们乐观地相信它们在图像情感检索中一定会展现出更为优异的表现。

### 参考文献

[1] 王上飞,王熙法. 图像情感检索研究的进展与展望[J]. 电路与系统学报, 2005, 10(4):102-110

[2] 王惠锋,孙正兴. 基于内容的图像检索中的语义处理方法[J]. 中国图像图形学报, 2001, 6(10):945-952

[3] Pawlak Z. Rough set[J]. International Journal of Computer and Information Sciences, 1982, 11(5):341-356

[4] Mao Xia, Chen Bin, Muta I. Affective property of image and fractal dimension [J]. Chaos Solutions and Fractals, 2003, 13

[5] Tanaka S, Iwadate Y, Inokuchi S. An attractiveness evaluation model based on the physical features of image regions[C]// IEEE 15th International Conference on Pattern Recognition. Barcelona, Spain, 2000: 2793-2796

[6] 王上飞,王熙法. 一种双层图像情感检索模型[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(9):2074-2078

[7] 王伟凝,余英林,张健超. 基于线条方向直方图的图像情感语义分类[J]. 计算机工程, 2005, 11(31):7-9

[8] 王军,张庆杰. 极小极大规则学习及在决策树规则简化中的应用[J]. 计算机研究与发展, 1998, 35(9):806-809

[9] 孙长嵩,董西国,张健沛. 一个基于粗糙集和决策树的最简分类规则集生成算法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2002, 23(5):87-91

Processing Systems, 1995(7):231-238

[4] Kuncheva L. Combining Pattern Classifier: Methods and Algorithm[M]. John Wiley and Sons, 2004

[5] Vapnik V N. 统计学习理论的本质[M]. 张学工,译. 北京:清华大学出版社, 2000

[6] Dong Y S, Han K S. A Comparison of Several Ensemble Methods for Text Categorization[C]// IEEE International Conference on Services Computing(SCC'04). 2004:419-422

[7] Valentini G, Dietterich T. Bias - Variance Analysis of Support Vector Machines for the Development of SVM-Based Ensemble Methods[J]. Journal of Machine Learning Research, 2004(5): 725-775

[8] Tao D C, Tang X O, et al. Asymmetric Bagging and Random Subspace for Support Vector Machines-Based Relevance Feedback in Image Retrieval[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(7):1088-1099

[9] Basu S, Banerjee A, Mooney R J. Active Semi-supervision for Pairwise Constrained Clustering[C]// Proceedings of the SIAM International Conference on Data Mining, 2004:333-344

[10] Zhou Z H, Wu J, Tang W. Ensembling Neural Networks; Many Could Be Better Than All[J]. Artificial Intelligence, 2002, 137(1/2):239-263

[11] 朱帮助. 基于特征提取的选择性神经网络集成方法[J]. 计算机科学, 2008, 35(3):132-134

[12] Dietterich T. An Experimental Comparison of Three Methods for Constructing Ensembles of Decision Trees; Bagging, Boosting, and Randomization [J]. Machine Learning, 2000, 40(2): 139-158