

基于多特征的图象目标识别分类*

郭 欣 王润生

(国防科技大学图书馆 长沙 410073)

摘 要 文中研究将多特征信息融合技术用于图象目标识别分类的方法,利用图象灰度表面的分形特征与图象的熵特征(非分形特征)所提供的信息进行融合处理,在决策层中运用 Dempster-Shafer 证据推理理论,并使用决策规则对目标进行分类。在实验中,将经过信息融合分类的结果与单特征独自分类的结果进行比较。结果表明,多特征信息融合的目标识别方法具有良好的稳定性、准确性和可靠性,能够有效地提高图象分类识别系统的精确度与容错性。

关键词 特征提取,目标识别与分类, Dempster-Shafer 证据推理

分类号 TN959.17

Image Recognition and Classification Based on Multi-feature

Guo xin Wang Runsheng

(Library of NUDT, Changsha, 410073)

Abstract Multi-feature fusion technique is used to recognize and classify the image target in this paper. We extract the fractal feature and gray entropy from the image, then use Dempster-Shafer's Evidential Reasoning to fuse the information at the report level. Some decision strategies are used to recognize and classify the image. In experiment, we compare the results obtained from Multi-feature fusion with those obtained from single feature. The final results indicate that the Multi-feature fusion method is stable, reliable, and can efficiently improve the accuracy and the ability of fault tolerance.

Key words feature extract, target recognition and classification, Dempster-Shafer's Evidential Reasoning

进行图象的分类识别研究,离不开对图象特征的选择与提取。用于表征图象的基本

* 1996年3月12日修订

属性的特征有许多种,如图象灰度,景物边缘轮廓,图象区域的几何特性,拓扑特性,图象纹理结构等等。实践证明,单一特征在使用及精度范围上具有局限性,不能满足迅速准确地进行图象目标分类识别的要求。本文采用将图象的分形特征与熵特征进行信息融合的分类识别方法。

B. B. Mandelbrot 在总结了自然界中的非规则几何图象后,提出分形的概念,用于描述自然界中不规则的,具有复杂的自相似性的物体。这类物体称为分形,分形具有不为整数的维数,即分数维。文中将分形的概念用于自然景物图象的分析与描述,通过对图象数据的处理,提取其表面的分形特征,用于图象的分类识别。由于分形特征所反映的是灰度图象在一定尺度范围内表现出的复杂的自相似特性,因此,它与一般的图象特征有本质的不同。实验中还选择了将图象的熵特征与分形特征相组合的形式,在决策层中运用 Dempster-Shafer 证据推理方法,在融合信息的基础上,使用决策策略对目标进行了识别分类。通过基于信息融合进行分类的结果与单特征独自分类的结果之间的对比,证实了多特征信息融合的图象分类识别方法能够有效地提高图象分类识别系统的精确度与容错性。

1 识别分类系统概况

实验中,图象数据的分析处理分为如下三部分:

1) 利用分形特征进行图象分析

根据盒子维数的计算原理,设 $A \subset R^n$, 且可用一个边长为 $L_{\max}$ 的 n 维盒子覆盖 A , 将 A 缩小到 $1/r$, 则覆盖 A 所需要的大小为 $L=rL_{\max}$ 的盒子个数为

$$N(L)=\left(\frac{1}{r}\right)^D=\left(\frac{L_{\max}}{L}\right)^D$$

则 A 的盒子维数

$$D=\frac{\lg N(L)}{\lg(L_{\max}/L)}=\frac{\lg N(L)}{\lg L_{\max}-\lg(L)} \tag{1}$$

$P(m,L)$ 是有 m 个象点落在边长为 L 的立方体盒子中的概率(盒子的中心点可为图象上任意点), 则对任意 L 值, 有

$$\sum_{m=1}^I P(m,L)=1$$

成立。其中 I 是落入盒子中的最多象点个数。由此求出平均盒子数为

$$N(L)=\sum_{m=1}^I \frac{1}{m} P(m,L) \tag{2}$$

在这里通过 $P(m,L)$ 估计另一特征量 $M(L)$, 定义为

$$M(L)=\sum_{m=1}^I m P(m,L) \tag{3}$$

由此得到基于 $P(m,L)$ 的分形特征为

$$C(L)=\frac{M(L)-N(L)}{M(L)+N(L)} \tag{4}$$

将提取的分形特征 $C(L)$ 与模型库中的各图象特征量进行匹配,求得匹配百分比,并送信

息融合处理过程。

(2)利用图象的熵特征进行图象分析

图象的灰度熵定义为

$$h = - \sum_l P(l) \log_2 P(l)$$

$P(l)$ 为灰度 $l(l=1,1,\cdots,L')$ 的出现概率, L' 为给定的图象灰度级数。将得到的图象熵特征量与模型库中的各图象特征量进行匹配, 求出匹配百分比, 并送信息融合处理过程。

3)信息融合与分类决策

由图象的分形特征和熵特征, 可取得对应各图象模型的匹配百分比; 然后, 利用 Dempster-Shafer 证据推理方法, 求出相应的基本概率分布函数值, 通过对信息融合后的数据的分析, 利用规则进行分类决策。

2 信息融合与分类决策

2.1 Dempster-Shafer 证据推理理论

在 Dempster-Shafer 证据理论中, 所有的命题都是用子集表示的。Dempster-Shafer 中最基本的实体是鉴别框架, 记作 θ 。它是在某个域中所有不相容的命题可能值的有穷集合, 于是 θ 的幂集 2^θ 构成了该域中所有命题的集合。

将 Dempster-Shafer 证据理论用于多特征的信息融合时, 通过不同特征获取图象信息而产生的特征度量, 构成该理论中的证据。根据这些证据得到相应的基本概率分布函数, 对所有的命题 (包括 θ) 赋予一个可信度。对于一个基本概率分布函数以及相应的鉴别框架 θ , 合称之为一个证据体。多特征信息融合, 实质上就是在同一鉴别框架下, 利用 Dempster-Shafer 组合规则将各个证据体合并成一个新的证据体。新证据体表示了信息融合的结果。

2.2 基本概率分布函数的构造

对于图象的识别分类, 需要利用所得的证据构造一个基本概率分布函数。基本概率分布函数的定义如下:

N_i : 特征的数目;

$C_i(j)$: 特征 i 与目标 j 之间的相关系数, 即在图象数据处理过程中得到的匹配百分比;

R_i : 特征 i 的可靠系数;

α_i : 特征 i 与目标的最大相关系数;

β_i : 特征 i 与各目标相关系数的分布系数;

$m_i(j)$: 特征 i 赋予目标 j 的基本概率值;

$m_i(\theta)$: 特征 i 赋予鉴别框架 θ 的基本概率值, 即特征 i 的不确定性概率值;

$$\alpha_i = \max_j C_i(j); \beta_i = \frac{\alpha_i}{\sum_j C_i(j)}; R_i = \frac{\alpha_i \beta_i}{\sum_j \alpha_i \beta_i};$$

$$m_i(j) = \frac{C_i(j)}{\sum_j C_i(j) + N_i(1 - R_i)(1 - \alpha_i \beta_i)};$$

$$m_i(\theta) = \frac{N_i(1-R_i)(1-\alpha_i\beta_i)}{\sum_j C_i(j) + N_i(1-R_i)(1-\alpha_i\beta_i)}.$$

2.3 分类规则

对于基本概率分布函数的分析与决策,采用基于规则的方法。通过对基本概率分布函数的概率意义的分析,确定如下4条规则:

规则1: 目标类别应具有最大的基本概率分布值;

规则2: 目标类别的基本概率分布值与其它类别的基本概率分布值的差值必须大于某一阈值;

规则3: 不确定性概率 $m_i(\theta)$ 必须小于某一阈值;

规则4: 目标类别的基本概率分布值必须大于不确定性概率值 $m_i(\theta)$ 。

3 实验结果与分析

本文选择了4幅纹理图象作为图象模型类别,如图1所示,其中(a), (b), (c), (d)分别对应图象 Map-a、Map-b、Map-c、Map-d。

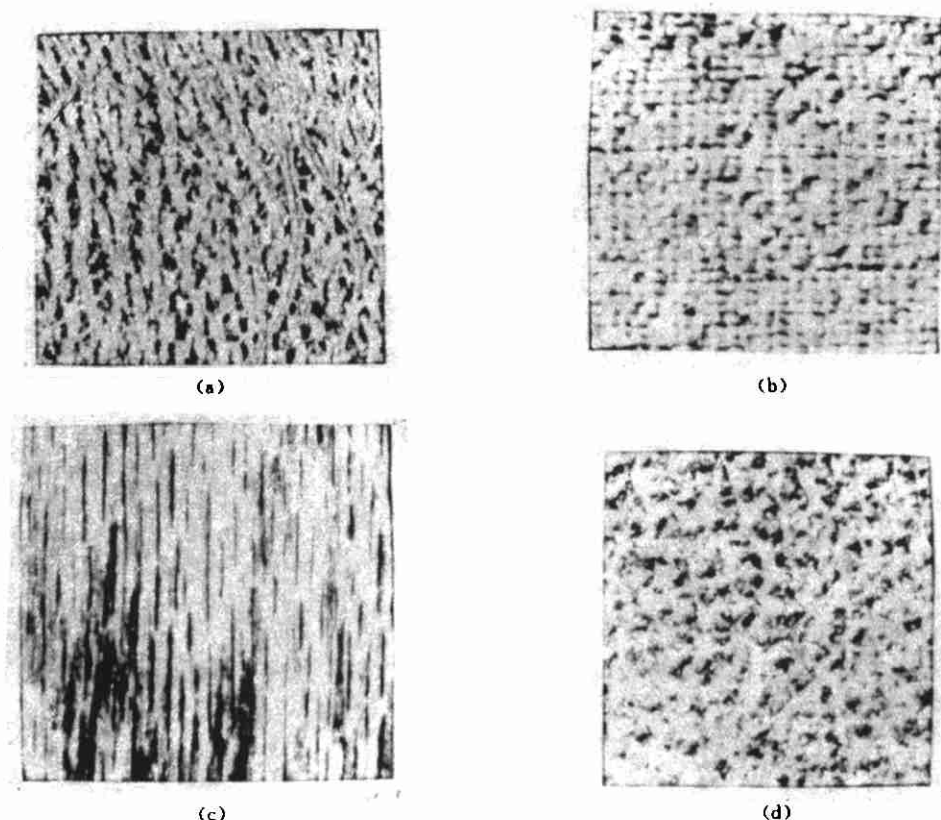


图1 典型自然纹理图象

利用完全相同的决策规则,比较了基于融合后的结果与单特征独自分类的结果,表1显示了部分结果。其中的证据区间 $[Bel(A), Pl(A)]$ 是由基本概率分布函数值的计算获

得。Bel(A)表示对命题“A 为真”的支持度(A 表示“目标是 Map-a”，或目标是 Map-b”，或“目标是 Map-c”，或“目标是 Map-d”)，是命题可信度的下界。Pl(A)是命题的似真度，表示证据不能否定命题“A 为真”的程度，是命题可信度的上界。两者的差值表示对该命题的未知程度。

$$\text{Bel}_i(A) = \sum_{A_j \subseteq A} m_i(A_j) \tag{5}$$

$$\text{Pl}_i(A) = 1 - \text{Bel}_i(\bar{A}) \tag{6}$$

从表中看出，基于信息融合的分类结果明显好于仅由单特征进行分类的结果。利用单特征提供的信息对目标进行识别分类,其结果存在一些无法分类甚至错分类的情况,而利用信息融合技术则可得到基本正确的结果。另外，从表中 $m(\theta)$ 值的变化可看出，经过信息融合， $m(\theta)$ 值有了明显减小，说明多源信息的融合减少了分类识别的不确定性；同时，使融合后的基本概率分布函数比融合前各特征的基本概率分布函数具有更好的峰值性与可分性，提高了系统的识别能力。

表 1 信息融合的实验结果

目 标	特 征	$m(\theta)$	证据区间(Bel(A), Pl(A))				结 果
		θ	Map-a	Map-b	Map-c	Map-d	
Map-a	分形特征	0.494	0.274,0.768	0.083,0.577	0.044,0.538	0.104,0.598	未 知
	灰 度 熵	0.172	0.673,0.845	0.082,0.254	0.027,0.199	0.046,0.218	Map-a
	融 合	0.109	0.725,0.834	0.079,0.189	0.028,0.138	0.058,0.167	Map-a
Map-b	分形特征	0.546	0.082,0.628	0.175,0.721	0.069,0.615	0.127,0.673	未 知
	灰 度 熵	0.273	0.095,0.368	0.435,0.708	0.052,0.325	0.144,0.417	未 知
	融 合	0.192	0.106,0.298	0.466,0.658	0.066,0.258	0.170,0.362	Map-b
Map-c	分形特征	0.423	0.067,0.490	0.126,0.549	0.283,0.706	0.101,0.524	未 知
	灰 度 熵	0.455	0.062,0.507	0.089,0.534	0.263,0.708	0.140,0.585	未 知
	融 合	0.240	0.077,0.317	0.134,0.374	0.398,0.638	0.151,0.391	Map-c
Map-d	分形特征	0.536	0.090,0.626	0.126,0.662	0.064,0.600	0.183,0.719	未 知
	灰 度 熵	0.292	0.063,0.355	0.133,0.425	0.098,0.390	0.414,0.706	未 知
	融 合	0.202	0.085,0.287	0.161,0.363	0.100,0.302	0.453,0.655	Map-d

参 考 文 献

1 Mandelbrot B B. The Fractal Geometry of Nature. San Francisco:freeman,1983
2 Mann R C. Multi-sensor Integration Using Current Computing. SPIE. 782:83~90
3 Roggerman M C, Mills J P, Rogers S K, Kabrisky M. Multi-sensor Information Fusion for Target Detection and Classification. SPIE 931:8~13
4 Shafer G. A. Mathematic Theory of Evidence. Princeton Univ Press Princeton, NJ. 1976
5 Sahoop K, Soltani S, Wong A K, Chen Y C. A Survey of Thresholding Techniques. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1988, 41 : 233~260
6 李凡. 人工智能中的不确定性. 北京:气象出版社, 1992

(责任编辑 潘 生)