

13) 381-384

# 模糊集在复杂背景下目标选取中的应用

陈海燕 戚飞虎

(上海交通大学计算机科学与工程系, 上海, 200030)

TP391.41

**摘要** 针对如何在复杂背景下从多个准目标中进行目标选取, 提出在提取目标的多个特征的基础上用模糊隶属度表征各个特征的重要性的方法来选取目标, 给出了一个成功的应用实例——车牌自动识别系统. 收费道口现场实验表明, 在分割和字符切分正确的基础上, 此模型的目标识别率为 99%.

**关键词** 目标识别, 模糊事件, 隶属度.

模糊集 目标选取

## APPLICATION OF FUZZY SET TO OBJECT RECOGNITION

CHEN Hai-Yan QI Fei-Hu

(Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

**Abstract** In the condition of complicated background, object recognizing is not easy. In this paper an effective method was presented based on multi-feature extraction. It takes the advantage of fuzzy membership to describe feature importance. A successful application to automatic recognition of vehicle license plate was also presented. The results of field test show that the recognition rate is up to 99%.

**Key words** object recognition, fuzzy event, membership.

### 引言

在复杂背景模式识别系统中, 目标识别总体上可以分为两类: 其一是通过模板匹配等方法直接找到目标<sup>[1]</sup>, 这类方法在目标简单时精度高, 但其计算量非常大, 尤其当目标复杂时模板数多, 很难达到实际应用的要求; 另一类先通过预处理、分割等步骤找出若干准目标区域<sup>[2]</sup> (如特征纹理近似的或多目标的系统), 然后从这些区域中选取目标区域, 这种方法步骤比较繁琐, 但是大大减少了计算量且不受模板的限制. 后一种方法关键是如何选取的问题, 直接模板匹配方法不适用于车牌等复杂目标, 最小距离方法中距离的计算也很困难. 本文提出用模糊集理论来融合模式多个特征的方法 (包括直接从图像中提取的纹理和几何特征以及模式识别结果等) 来选取目标, 并给出了一个成功的应用实例——车牌自动识别系统.

### 1 基于模糊事件的目标选取方法

基于模糊事件的目标选取方法, 实际就是找到对目标这一模糊事件的描述. 根据模糊事件的定

义<sup>[3]</sup>我们知道需要解决 3 个关键问题: 特征提取、特征评价集和每一特征对目标识别的重要性.

首先需要对模式进行特征提取, 选取最关键的且能全面描述目标模糊事件的特征. 应用于模式识别中的数字图像特征提取的方法很多, 有一阶灰度统计量的特征提取、纹理特征的提取、自/互相关特征和几何特征等等<sup>[4,5]</sup>. 然后, 针对每一特征找出合适的评价函数. 实际上对于每一个选出的特征, 我们给出其近似的标准样本, 并给出给定模式与标准的相似度的函数. 对于每一模式, 我们只需由这些函数算出其评价, 从而得到式(1)中的评价集. 为了方便比较各个特征对目标的重要性, 我们将其归一化到 [0, 1]. 最后, 我们必须知道每一特征对目标的重要性, 即怎样选取隶属函数.

模式特征集合  $\Omega = \{r_0, r_1, \dots, r_{L-1}\}$ ,  $A$  为  $\Omega$  上的模糊集, 表示特征对目标选取的重要性, 令其隶属函数为  $\mu_A(r_k)$ ,  $k=0, 1, \dots, L-1$ . 考察样本  $p_j$ , 其目标区域为区域 1, 区域  $m$  为一噪声区域, 分别有评价集  $P_1 = \{P_1(r_1), P_1(r_1), \dots, P_1(r_{L-1})\}$  和  $P_m = \{P_m(r_1), P_m(r_2), \dots, P_m(r_{L-1})\}$ . 将样本  $p_j$  看作一个被调查者,  $\forall (r_s, r_k) \in A$ , 如果  $\|P_m(r_s) - P_1(r_k)\| \leq$

$\|P_m(r_k) - P_l(r_k)\|$ , 即  $p_j$  认为  $r_i$  属于  $A$ ,  $r_k$  不属于  $A$ , 反之亦然, 即

$$f_{uk}(u_k, p_j) = \begin{cases} 1, & \|P_m(r_i) - P_l(r_i)\| \\ & \leq \|P_m(r_k) - P_l(r_k)\|, \\ 0, & \|P_m(r_i) - P_l(r_i)\| \\ & > \|P_m(r_k) - P_l(r_k)\|. \end{cases} \quad (1)$$

隶属函数的选取方法采用基于二元对比排序的方法<sup>[6~8]</sup>, 因为对于有多种因素影响的模糊事件来说, 二元对比排序法可以有效排除因素间的相互干扰, 将式(1)其代入(2), 就可以求出隶属度函数, 即

$$\mu_A(u_i) = \frac{\sum_{k=1}^q (\sum_{j=1}^n f_{uk}(u_i, p_j))}{\frac{1}{2} nq(q-1)}. \quad (2)$$

在进行目标选取时, 我们只要根据每一特征的评价函数求出其评价价值, 而后由式(3)算出的最大值就是目标<sup>[3]</sup>:

$$P(A) = \sum_{k=0}^{l-1} \mu_A(r_k) Pr(r_k). \quad (3)$$

## 2 应用实例

由于收费道口现场光线条件复杂以及车牌本身的破损、变形、脏等现象的影响, 另外对高速行驶的车辆进行拍照得到的车牌图像不仅背景复杂, 而且图像的清晰度、车牌图像的大小都难以保障, 这些因素使得提高车牌自动识别系统的识别率的提高非常困难<sup>[1]</sup>.

在我们的车牌自动识别系统中, 首先对所摄取的车辆图像进行预处理, 找出与车牌纹理相似的若干区域, 然后对这些区域一一进行字符切分和识别,

得到了各个可能“车牌”(这里我们称之为“准车牌”)的字符识别结果. 最后的关键就是从这些“准车牌”中挑选出真正的车牌, 这也就是我们这里要讨论的步骤, 其实现可以分为3个步骤.

### 2.1 车牌特征的提取

这里我们不仅使用了图像的特征如几何特征、竖直投影等, 我们还利用了前面处理过程中的信息, 如神经网络的输出, 字符切分的变化等.

#### 2.1.1 几何特征(size)

所有“准车牌”都是矩形, 几何特征只需要其尺寸大小就可以准确描述. 由给定区域经字符切分滤波器剩下的区域与标准车牌的长、宽及长宽比的相似度可以全面的反映考察区域的几何特征. 记车牌的标准长为  $s_1$ , 标准宽为  $s_2$ , 标准长宽比为  $s_3 = x_1/x_2$  和  $x_3$  为所考察区域的长、宽和长宽比, 则几何特征  $R_1$  可由式(4)求出:

$$f(x_i) = \begin{cases} -\frac{2}{3} \left( \frac{x_i - s_i}{s_i} \right) + 1, & 0 < x_i < 2s_i, \\ \frac{1}{x_i}, & x_i \geq 2s_i, \end{cases} \quad (4)$$

$$R_1 = \prod_{i=1}^3 f(x_i).$$

式(4)中  $i=1, 2, 3$ .

#### 2.1.2 竖直投影特征(project)

它根据所取区域的竖直投影和标准车牌的竖直投影的相似度给出. 先需要进行对噪声的处理, 采用高通滤波技术, 去除小噪声. 图1和2显示用同样的方法得到的车牌和噪声区域的投影图. 由图可看出, 经过滤波处理得到的车牌图像的投影图有7个明显的峰, 且峰点排列具有均匀性(除第二和第三个峰间距离比较远), 而同样处理得到的噪声图像的投影则比较杂乱.



图1 车牌的竖直投影  
Fig. 1 The vertical projection of car licenses



图2 噪声区的竖直投影  
Fig. 2 The vertical projection of noise areas

记  $n$  为独立的峰的个数,  $x_{i,0}$  和  $x_{i,1}$  分别为峰  $i$  的左右坐标, AVGGAP 为经验得到的字符间的平均间距. 则竖直投影特征  $R_2$  可以用式(5)表示为:

$$r = \begin{cases} 1 - \frac{|n-7|}{0^n}, & 3 < n < 14 \\ 0, & \text{其它} \\ g_i = 1 - \frac{|x_{i+1,0} - x_{i,1} - \text{AVGGAP}|}{|x_{i+1,0} - x_{i,1} + \text{AVGGAP}|}, \\ R_2 = r \cdot \prod_{i=1}^n g_i. \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中  $i=1, 2, \dots, n-1$

2.1.3 字符的识别置信度(char)

字符的识别置信度由神经网络对每一个字符的识别置信度  $r$  (归一化为  $[0, 1]$ ) 的平均值给出. 神经网络的输出虽然并不能很好地描述所割出来的部分是否为字符, 但统计结果表明, 当所割出来的部分为字符时, 所得到的置信度一般来说比较高, 用这一结果来比较“准车牌”与车牌的相似度是很有效的. 记  $m$  为总字符数, 字识别置信度的计算公式为

$$R_3 = \sum_{i=1}^m r_i / m. \quad (6)$$

2.1.4 滤波器特征(filter)

来自用于将车牌切分成单个字符的一组滤波器(如区域生长、去重叠、水平合并等)的处理结果. 它基于一个假设: 以二值化图生长出来的字符数为基准, 后面的滤波器处理后字符数变化越大, 则置信度越低. 记第  $i$  个滤波器处理前切分所得的字符数为  $p_i$ , 处理后切分所得的字符数为  $q_i$ , 则滤波器置信度可以由式(7)求得:

$$R_4 = \prod_{i=1}^m \frac{\min(q_i, p_i)}{\max(q_i, p_i)}. \quad (7)$$

2.1.5 沟的大小及位置(gap)

根据切分得到的各字符中心距离与标准车牌中各字符中心的距离的标准方差给出.

2.2 隶属函数的选取

根据应用中多特征且不存在绝对优势的特征的特点, 我们采用了两元对比排序的方法来确定隶属函数. 我们使用了 266 幅图像, 比较了 834 个噪声和所在图像中的车牌区域的各个特征的优劣, 统计结果见表 1.

由表 1 中的数据, 根据式(2)计算可得隶属函数的值(见表 2). 从表 2 中可以看出这 5 个置信度的重要性相差不是太远, 所以任何一个特征都是相当重要的, 非冗余的.

2.3 目标识别

根据式(1)算出每一“准车牌”为车牌的可能性

评价价值, 然后比较车辆图像中所有“准车牌”的可能性评价价值, 值最大者即认为是我们所求的目标.

表 1  $\sum_{j=1}^{834} f_{ij}(u_i, p_j)$  的值

Table 1 Values of  $\sum_{j=1}^{834} f_{ij}(u_i, p_j)$

$u_i$	Char	Filter	Gap	Size	Project	$\Sigma$
Char	---	680	706	572	539	2497
Filter	154	---	515	552	403	1624
Gap	128	319	---	325	167	1237
Size	262	282	509	---	628	1681
Project	295	431	369	206	---	1301

表 2 隶属函数数值

Table 2 Values of membership function

	Char	Filter	Gap	Size	Project
$u_A(u_i)$	0.2994	0.1947	0.1483	0.2015	0.1559

表 3 系统识别率

Table 3 System recognition rate

样本数	正确将车牌区域挑选出来的	正确率
训练样本	266	99.62%
测试样本	953	99.05%

表 4 图 3 准车牌置信度分析表

Table 4 Reliabilities analysis for Fig. 3

特征区域	Char	Filter	Gap	Size	Project	总置信度
A	---	---	---	---	---	0.00
B	0.64	0.83	0.50	0.69	0.83	0.70
C	0.13	0.16	0.50	0.39	0.83	0.42
D	0.49	0.16	0.50	0.85	0.00	0.35
E	0.82	0.70	0.68	0.78	0.88	0.78

表 5 图 4 中准车牌置信度分析表

Table 5 Reliabilities analysis for Fig. 4

特征区域	Char	Filter	Gap	Size	Project	总置信度
F	---	---	---	---	---	0.00
G	0.59	0.08	1.0	0.24	0.6	0.48
H	---	---	---	---	---	0.00
I	0.56	0.24	0.32	0.10	0.25	0.32
J	0.76	0.50	0.50	0.32	0.88	0.60
K	0.74	1.0	0.68	0.86	1.0	0.85

3 试验结果与分析

本文共使用车牌区域正确分割并且其字行切分



图3 样本处理实例1  
Fig. 3 Samples No 1

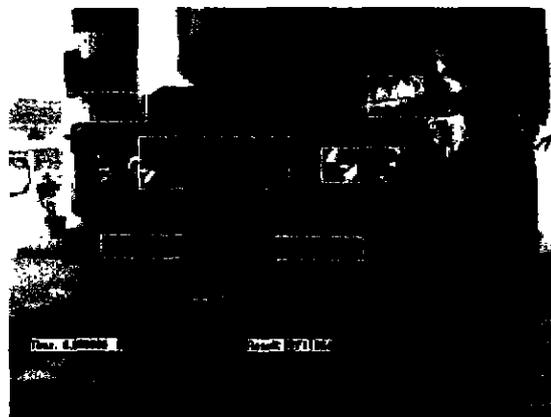


图4 样本处理实例2  
Fig. 4 Samples No 2

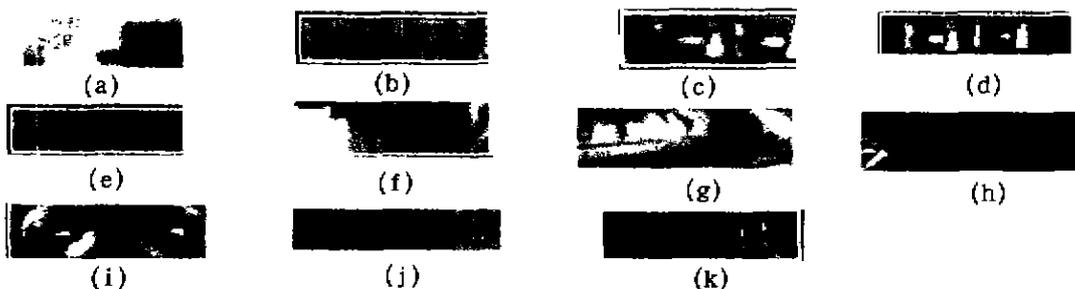


图5 经过分割、字符切分等预处理步骤后得到的准车牌区域,(a)~(e)从图3得到,(f)~(k)从图4得到  
Fig. 5 Areas segmented from samples (a)~(e) from Fig 3, (f)~(k) from Fig 4

样本 1219 个,其中 266 个用来训练,953 个用来测试,其正确率都在 99% 以上,实验结果见表 3。

此方法可以有效区分车牌与其很相似的区域如 ISUZU 商标、养路费牌照等,同时,统计结果也表明,如果去掉其中任何一个特征都将导致正确率的下降,具体数据见表 4 和表 5。

#### 4 结语

针对复杂背景模式识别系统中目标识别这一难点,本文提出在提取目标多个特征的基础上用模糊隶属度表征各个特征的重要性的方法来选取目标。试验表明,该方法能成功地从相似区域中将目标区域挑选出来。文中给出一个成功的应用实例——车牌自动识别系统。收费道口现场实验表明,在分割和字符切分都正确的基础上,此模型的目标识别率为 99%。

#### REFERENCES

[1] Paolo Comelli, Paolo Ferragina. Optical recognition of motor vehical license plates, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 1995, 44(4): 790—799

[2] Mullet R, Olivier C. Automatic extraction methods of container identity numbers and registration plates of cars, *Proc. IEEE IECON'91*, 1991; 1739—1744

[3] Zadeh L. A probability measures of fuzzy events, *J. Math. Anal. Appl.*, 1968, 23: 421—427

[4] LI Jin-Zong. *Guide of Pattern Recognition*. Beijing: Higher Education Press (李金宗, 模式识别导论. 北京: 高等教育出版社), 1994, 360—364

[5] BIAN Zhao-Qi. *Pattern Recognition*. Beijing: Press of Tsinghua University (边肇祺, 模式识别. 北京: 清华大学出版社), 1988, 173—201, 248—259

[6] LI Hong-Xin, WANG Qun. *Methods and Application of Engineering Fuzzy Mathematics*. Tianjing: Tianjing Science and Technology Press (李洪兴, 汪群编. 工程模糊数学方法及应用. 天津: 天津科学技术出版社), 1993, pp137—169

[7] GUO Zong-Xiang, YANG Hong-Quan. *Basic of Fuzzy Information Processing*. Chengdu: Press of Chengdu Electronic Communication Engineering College (郭宗祥, 杨鸿铨编, 模糊信息处理基础. 成都: 成都电讯工程学院出版社), 1989, 34—42

[8] HE Xin-Gui. *Theory and Technology of Fuzzy Knowledge processing*. Beijing: Pess of National Defence Industry (何新贵, 模糊知识处理的理论与技术. 北京: 国防工业出版社), 1994, 40—44