

文章编号: 1671-8860(2003)03-0359-04

文献标识码: A

# 基于图像特征的烟叶分级<sup>\*</sup>

张惠民<sup>1</sup> 韩力群<sup>2</sup> 段正刚<sup>2</sup>

(1 装甲兵工程学院信息工程系, 北京市丰台区杜家坎 21 号, 100072)

(2 北京工商大学信息工程学院, 北京市海淀区阜成路 11 号, 100037)

**摘要:** 讨论了基于图像特征的烤烟烟叶分级系统的建模及其实现, 给出了烟叶分级模型的数学描述, 探讨了模型库的优化和特征隶属度及烟叶模式的可信度的计算问题, 并通过试验分析了 FTGS 系统的性能和有效性。

**关键词:** 图像识别; 模糊分类; 隶属度; 可信度

**中图法分类号:** TP391.41; TP753

随着数字图像处理和计算机视觉技术的广泛应用, 20 世纪 80 年代以来, 科研人员已开始应用这些技术来解决对烟草品质的人工检测问题。90 年代中期, 有学者应用图像处理技术和色度学原理提取了烤烟烟叶的一些外观特征<sup>[1]</sup>。1998 年, 北京工商大学研发了一个机器视觉系统 (flue-cured tobacco grading system, FTGS), 用于烤烟烟叶特征的提取和分级, 并构建了烟叶特征的标准数据库<sup>[2,3]</sup>。

在文献 [4] 中, 笔者总结了一系列烟叶分组的分级的准则<sup>[3]</sup>。但国标中对烟叶特征的描述是定性的, 因而特征的量化问题成为一个关键步骤。在 FTGS 中, 提取了包括颜色、形状、纹理和叶脉等四类在内的几十种特征。限于篇幅, 本文不讨论烟叶特征的提取<sup>[2]</sup>问题。图 1 显示了该分级系统的功能框图。该系统有两种输入: ①由专家人工分好等级的标准烟叶样本, 用于构建模型库; ②待分级的普通样本。

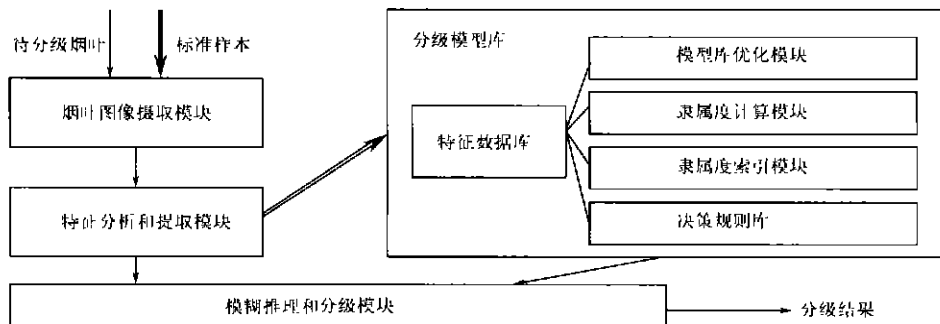


图 1 FTGS 的系统框图

Fig. 1 Block Diagram of the Architecture of FTGS

## 1 烟叶分级模型

系统需要大量的标准样本来构建分级模型库。由于不同烟区的烟叶的特征相差很大, 因此系统需要为每个烟区构建独立的模型库, 但建库

的过程是一种自动的基于统计的学习过程。

### 1.1 分级模型的数学描述

设  $T = \{T_i, i = 1, 2, \dots\}$  为烤烟烟叶的样本集。特别地, 用  $E$  代表训练集, 即标准烟叶样本集。  $T_i = \langle t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{in} \rangle$  为烟叶的特征向量, 即烟叶模式, 其中  $n$  为待分类的烟叶被提取出的特征

数,  $t_{ij}$  ( $1 \leq j \leq n$ ) 为某一特征。设  $\Gamma = \{C_i, i=1, 2, \dots, m\}$  为烟叶的等级空间, 其中  $m$  为等级数。分类问题中类别的总数是已知的, 根据国标<sup>[7]</sup>,  $m=40$ 。

定义 1 称  $\mu_{T_i \in C_k} \left( t_{ij} \mid t_{ij} \in (a, b) \right)$  为烟叶特征  $t_{ij}$  对等级  $C_k$  的隶属度。隶属度就可以简写为  $\mu_{C_k} \left( t_{ij} \mid a \right)$ , 当不强调  $t_{ij}$  的数值区间时可简写为  $\mu_{C_k} \left( t_{ij} \right)$ 。

由定义 1 可以知道,  $\sum_k \mu_{C_k} \left( t_{ij} \mid a \right) = 1$ , 而且  $\mu_{C_k} \left( t_{ij} \mid -\infty \right) = 1$ 。

定义 2 称  $\mu_{C_k} (T_i)$  为烟叶模式  $T_i$  属于等级  $C_k$  的隶属度向量, 若

$$\mu_{C_k} (T_i) = \langle \mu_{C_k} \left( t_{i1} \mid a_1 \right), \mu_{C_k} \left( t_{i2} \mid a_2 \right), \dots, \mu_{C_k} \left( t_{in} \mid a_n \right) \rangle \quad (1)$$

定义 3 称  $C_k (T_i)$  为烟叶模式  $T_i$  属于等级  $C_k$  的可信度, 若

$$C_k (T_i) = \Delta (\mu_{C_k} (T_i)) \quad (2)$$

式中,  $\Delta$  函数为对烟叶模式  $T_i$  的隶属度向量  $\mu_{C_k} (T_i)$  的某种算子。

定义 4 若烟叶模式  $T_i$  属于等级  $C_k$ , 则有:

$$FM_{C_k} (t_{ij}) = \frac{\mu_{C_k}^* (t_{ij})}{\sum_l \mu_{C_l}^* (t_{ij})}, l = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

### 1.2 模型库的优化

由于烟叶模式的各特征的量纲的复杂性, 直接应用相似性度量方法势必会增强某些特征的作用而减弱了其他的特征<sup>[5]</sup>。为了避免这种因量纲的不一致而造成的副作用, 必须对烟叶模式进行无量纲化和中心化处理, 称这个过程为等级空间内模式的标准化。烟叶等级  $C_k$  空间内烟叶模式的标准化为:

$$\begin{aligned} T_i^* &= \langle t_{i1}^*, t_{i2}^*, \dots, t_{in}^* \rangle, \\ t_{ij}^* &= (t_{ij} - \bar{t}_{ij}) / \sigma_j, T_i \in C_k \end{aligned} \quad (4)$$

式中,  $\bar{t}_{ij}$  为烟叶特征  $t_{ij}$  在等级  $C_k$  空间中的均值;  $\sigma_j$  为  $t_{ij}$  在  $C_k$  空间中的方差。模式的标准化使得  $T_i^* = \langle t_{i1}^*, t_{i2}^*, \dots, t_{in}^* \rangle$  的每一个特征  $t_{ij}^*$  的方差  $\sigma_j^*$  均为 1, 而且任意两向量的协方差恰好等于它们的相关系数<sup>[5]</sup>, 从而消除了量纲的不良影响。

等级空间中的均值和方差是通过训练集  $E$  获得的。由于训练集  $E$  体现了人类专家的经验,

不可避免地会带入错误的样本。为避免噪声的影响, 应对  $E$  进行优化。烟叶等级空间的样本符合正态分布, 则认为引入的错误样本分布在等级空间的外围。设定一个经验性的阈值  $\delta$  如果

$$\begin{aligned} \langle T_i^*, \overline{T^*} \rangle &= \|T_i^* - \overline{T_{C_k}^*}\| > \delta \\ T_i^* &\in (C_k \cap E), \overline{T_{C_k}^*} = \langle \overline{t_1^*}, \overline{t_2^*}, \dots, \overline{t_n^*} \rangle \end{aligned} \quad (5)$$

则认为训练集中的烟叶模式  $T_i^*$  属于等级  $C_k$  是引入的噪声, 应该剔除。式 (5) 中,  $\overline{T_{C_k}^*}$  表示等级  $C_k$  空间的类中心。优化后的训练集应该重新计算均值和方差, 并重新标准化样本空间, 直至所有标准烟叶样本均满足要求。

## 2 相关计算

### 2.1 烟叶特征的隶属度

由于烟叶等级空间满足高斯分布<sup>[3]</sup>, 可以构造一个隶属函数来计算烟叶特征  $t_{ij}$  对等级  $C_k$  的隶属度:

$$\begin{aligned} f_{C_k} (t_{ij}) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(t_{ij} - \bar{t}_{ij})^2}{2\sigma^2}}, \\ t_{ij} &\in T, T_i \in C_k \end{aligned} \quad (6)$$

由于隶属度的取值范围必须限定在 0~1 之间, 因此必须对式 (6) 进行归一化处理。根据式 (5), 类样本空间进行标准化处理后的特征  $t_{ij}^*$  的方差  $\sigma_j^*$  等于 1。因此, 式 (6) 可以改写为:

$$\begin{aligned} \mu_{C_k}^* (t_{ij}) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma^*} \cdot e^{-\frac{1}{2\sigma^{*2}} (t_{ij}^* - \bar{t}_{ij}^*)^2} = \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{1}{2} (t_{ij}^* - \bar{t}_{ij}^*)^2}, t_{ij}^* \in T_i^*, T_i \in C_k \end{aligned} \quad (7)$$

但式 (7) 并不能保证  $\sum_l \mu_{C_l}^* (t_{ij})$  等于 1, 虽然可以通过除以  $\sum_l \mu_{C_l}^* (t_{ij})$  进行归一化, 但在实际系统中没有必要。

### 2.2 烟叶模式的可信度

FIGS 具备一个描述特定问题的知识库, 由一系列模糊产生式规则构成。确定烟叶模式的可信度的过程, 实质上是系统针对模糊知识库的模糊推理过程。根据模糊推理的相关技术<sup>[6,7]</sup>, 可以将烟叶模式  $T_i$  属于等级  $C_k$  的隶属度向量  $\mu_{C_k} (T_i)$  分解成一组模糊产生式规则。如  $\mu_{C_k} (T_i) = \langle \mu_{C_k} \left( t_{i1} \mid a_1 \right), \mu_{C_k} \left( t_{i2} \mid a_2 \right), \dots, \mu_{C_k} \left( t_{in} \mid a_n \right) \rangle$  可以分解为:

$$R_{i1}: \text{If } t_{i1} \in (a_1, b_1) \text{ Then } T_i \in C_k (\omega_1, \text{conf}(R_{i1}))$$

$R_{i2}$ : If  $t_{i2} \in (a_2, b_2)$  Then  $T_i \in C_k (\omega_2, \text{conf}(R_{i2}))$   
 ...  
 $R_{in}$ : If  $t_{in} \in (a_n, b_n)$  Then  $T_i \in C_k (\omega_n, \text{conf}(R_{in}))$

式中,  $\text{conf}(R_{ij}) = \mu_{C_k} (t_{ij} \left| \begin{smallmatrix} b_j \\ a_j \end{smallmatrix} \right.)$ 。

上述规则中,  $\omega_j (j = 1, 2, \dots, n)$  为特征  $t_{ij}$  在分级过程中的权重;  $\text{conf}_j (R_{ij})$  为规则  $R_{ij}$  的可信度。要求解  $\mu_{C_k} (T_i)$  的可信度, 实际上可以转换为求解规则:

$R_i$ : If  $t_{i1} \in (a_1, b_1) \cap t_{i2} \in (a_2, b_2) \cap \dots \cap t_{in} \in (a_n, b_n)$   
 Then  $T_i \in C_k$

的可信度, 也就是  $\bigcap_{j=1}^n R_{ij}$  的可信度:

$$\text{conf}(\bigcap_{j=1}^n R_{ij}) = \bigwedge_{j=1}^n (\text{conf}(R_{ij}) \otimes \omega_j \Theta(\sum_l \omega_l)) \quad (8)$$

式中, 算子  $\otimes$  为模糊数乘,  $\Theta$  为模糊数除<sup>[3]</sup>。根据定义 3 和式(8), 可以得到  $\Delta$  函数:

$$\Delta(\mu_{C_k}(T_i)) = \text{conf}(\bigcap_{j=1}^n R_{ij}) = \bigwedge_{j=1}^n (\mu_{C_k}(t_{ij} \left| \begin{smallmatrix} b_j \\ a_j \end{smallmatrix} \right.) \otimes \omega_j \Theta(\sum_l \omega_l)) \quad (9)$$

根据式(9), 可以得到模式  $T_i$  属于类  $C_l, l = 1, 2, \dots, m$  的一组可信度  $C_{c_1}(T_i), C_{c_2}(T_i), \dots, C_{c_m}(T_i)$ 。根据定义 4, FTGS 将对烟叶  $T_i$  类别的归属问题作出判定。

### 3 试验结果与分析

FTGS 并不是直接采用所有的特征来分级的, 而是先用部分特征来确定烟叶的生长部位或组, 然后结合其他特征和由体现专家经验的模糊规则来决定等级, 称其为“先粗分后细分”。处理器为 P4 1.6GHz 的系统, 可每分钟处理 10 幅  $640 \times 480$  的真彩色烟叶图像。表 1 显示了针对不同烟区采用不同方法进行烟叶分级的试验结果, 表中“相同、相异”是指 FTGS 系统的分级结果与专家分级结果相同或相异, “一致率”指系统与专家分级的一致率。

从表 1 可以看出, 对模型库进行优化将明显改善系统的分级结果。前两种模糊模式识别的方法也明显优于另两种方法。另外, 系统在对训练集进行回归测试时, 均获得高于 98% 的一致率。

分级过程中, 系统还设置一个阈值, 如果可信度太小, 则系统将通过人机交互界面提供给专家人工判别。在专家的分级过程中, 专家与专家之间的一致率约为 90%, 因此, FTGS 系统的分级能力基本达到人类专家的要求并能提供详细的量化参数。但是, 系统仍需后续的工作, 如继续提高对副组烟叶<sup>[4]</sup>的分级能力、烟叶特征的提取与表示、改进分级模型等。

表 1 分级结果

Tab. 1 Grading Results

分级结果	烟区	总数	相同	相异	一致率/%
不同烟区	云南	641	544	97	84.8
	广西	528	461	67	87.3
	广东	763	690	73	90.4
	湖南	809	721	88	89.1
广东烟叶 (未优化)	基于统计	763	682	81	89.4
	基于 MF	763	665	98	87.2
	传统 PR	763	320	443	41.9
	图像检索	763	561	202	73.5
广东烟叶 (已优化)	基于统计	763	697	66	91.3
	基于 MF	763	690	73	90.4
	传统 PR	763	429	334	56.2
	图像检索	763	562	201	73.7

### 参 考 文 献

- Zhang J P. A Transformation Technique from RGB Signals to the Munsell System for Color Analysis of Tobacco Leaves. *Computers and Electronics in Agriculture*, 1997, 16(2)
- 韩力群, 周 文. 基于图像处理技术的烤烟烟叶质量检测研究, *自动化学报*, 2000(增刊)
- 闫瑞琼. 烤烟烟叶的计算机辅助分级系统研究: [学位论文]. 北京: 北京工商大学, 2001
- 烤烟. 中华人民共和国国家标准 GB 2635-92. 国家技术监督局, 北京, 1992
- 王惠文. 偏最小二乘回归方法及其应用. 北京: 国防工业出版社, 1999
- Chen S M. Weighted Fuzzy Reasoning Using Weighted Fuzzy Petri Nets. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2002 14(2)
- Abe S, Lan M. A Method for Fuzzy Rules Extraction Directly from Numerical Data and Its Application to Pattern Classification. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 1995, 3 (2)

第一作者简介: 张惠民, 博士生。现主要从事图像处理、模式识别和计算机视觉方面的研究。

E-mail: ice.zhang@263.net

## Tobacco Grading Based on Image Features

ZHANG Huimin<sup>1</sup> HAN Liqun<sup>2</sup> DUAN Zhenggang<sup>2</sup>

(1 Information Engineering Department, Armored Force Engineering Academy, 21 Dujiakan, Beijing, China 100072)

(2 Information Engineering Institute of BTBU, 11 Fucheng Road, Haidian, Beijing, China 100037)

**Abstract:** This paper discussed the model and implementation of a tobacco grading system based on image features. We proposed the mathematical description of the grading model, and discussed the optimization of the model base and the calculation of the membership of the features and the confidence of the tobacco pattern. The experimental results shows the performance and efficiency of the FTGS.

**Key words:** image recognition; fuzzy classification; membership; confidence

---

**About the first author:** ZHANG Huimin, Ph. D candidate. His major studies are image processing, pattern recognition and computer vision.  
E-mail: ice.zhang@263.net

(责任编辑: 晓晨)

---

(上接第 353 页)

## A Modified Object Tracking Algorithm Based on Optical-Flow

WANG Xiaowei<sup>1</sup> NING Gu<sup>1</sup>

(1 Information Engineering Department, Armored Force Engineering Academy, 21 Dujiakan Road, Beijing, China, 100072)

**Abstract:** This paper presents a new method for the detection of moving targets from image sequence. Some modification are made to the traditional method based on optical flow field. This method of object detection is simple and efficient. Experiment results are given to demonstrate the effectiveness and practicality of the method.

**Key words:** moving targets detection; image sequence; optical flow field; object tracking; image segmentation motion constraint equation; difference image

---

**About the first author:** WANG Xiaowei, postgraduate. Her major research is on digital video processing.  
E-mail: juntaos@163.com

(责任编辑: 晓晨)