

# 宏纹理分析的游程长度直方图方法

郝志航

**摘要:** 本文介绍了分析宏纹理图象的一种新方法,游程长度直方图法。基于单个形状的随机弦长分布,提出了宏纹理图象中平均形状统计概念。利用平均形状的概念和最佳阈值选取的技术,使得宏纹理图象的直接分析成为可能。文中给出了分析计算的详细过程和计算公式。应用游程长度直方图对草的种类进行了实验分析识别。对六种一百二十多个草的样本识别分类的结果表明,分类精度可达90%。

游程长度直方图法简明、直观、计算量少,可以广泛应用于工业、医学等方面的自动检测和识别。特别是在机器人视觉中将会表现出更大的优越性。

## 一、前 言

纹理(Texture)分析在模式识别中起着很大的作用,随着计算机技术的发展,纹理分析在工业、农业、军事和医学等方面正获得越来越广泛的应用。迄今为至,纹理这个概念还没有一个公认的严格定义。通常认为,纹理是一些灰度不均匀的单元子模式的重复排列,或是景物的整体统计特征<sup>[1]</sup>。

人们用来识别周围景物所使用的景物特征主要是景物图象的光谱特征、纹理特征和关系特征。光谱特征所描述的是在不同电磁波波段上景物图象平均灰度变化,纹理特征所描述的是灰度变化的空间分布,而关系特征描述的是围绕着所分析区域周围图象所包含的信息。这三个特征不是相互独立的,而是互相相关的。

纹理分析中,组成纹理的小单元(或子模式)的形状、尺寸以及它们之间相互排列关系是很重要的因素。根据这些因素的不同,纹理又分为微纹理(Microtexture)和宏纹理(Macrotecture)。微纹理中纹理单元的尺寸很小(譬如其直径只有几个象素),而宏纹理中纹理单元的尺寸与微纹理中的纹理单元相比要大得多。很显然,随着图象处理过程中所使用分辨率的不同,微纹理和宏纹理是会相互转化的。

许多科学工作者在纹理分析方面做了大量的工作,文献<sup>[2]</sup>给出了对这些工作的一个很好的综述。在已经发表的纹理分析方法中,比较实用、也是用得最多的三种方法是空间灰度相关法<sup>[3]</sup>、灰度游程长度法<sup>[4]</sup>和灰度差法<sup>[5]</sup>。与早期纹理分析中基于图象一阶统计特征的方法相比,这些方法分析纹理的依据是图象的二阶统计特征,比较接近人在纹理识别中所使用的纹理特征,所以比较有效。但是由于这些二阶统计特征是从共生矩阵或是从灰度直方图中导出来的,在很大程度上依赖于纹理单元中灰度的变化,而不是结构特性,因而这些方法对大部分微纹理分析的结果很好,但对宏纹理分析就显得有些无能为力了。

为了进行宏纹理分析,Davis等<sup>[6]</sup>对空间灰度相关法进行了扩充,提出了一种广义共生矩阵的方法。比广义共生矩阵法更为直接的宏纹理分析方法是Maleson等<sup>[7]</sup>提出的。根据Maleson的方法,首先要对纹理单元进行分割,然后分析分割出来的纹理单元的形状和它们

的空间分布。尽管这种方法很吸引人，但是在使用这种方法中会遇到二个主要的困难，一个是纹理单元的分割，另一个是形状的分析。实际上，这两个困难也是目前图象处理和模式识别正在着力解决的共同问题。本文中所提出的方法在一定程度上解决了这个问题，使得宏纹理的直接分析成为可能。为解决纹理单元的分割，我们使用了自适应阈值法；为分析纹理单元的形状和结构，使用了基于平均形状概念的游程长度直方图方法。方法简单直观，计算时间短。最后给出了应用这个方法解决草种分类识别的例子，进一步证实了这种方法的优越性。

## 二、自适应阈值法

纹理分析中，每个纹理单元的形状和灰度都是不均匀的，而且纹理单元间存在着不可避免的重迭，为得到满意的分割结果，用一般的分割方法比较困难。

自适应阈值法基于模式识别中最大集间方差的概念<sup>[8]</sup>，把灰度直方图看作是二个聚类的集合，选取阈值的问题就变成了聚类的分离。纹理分析中，一个聚类是背景的灰度直方图，另一个是纹理单元的灰度直方图。

图 1 所示为纹理图象总的直方图，其中  $I$  为灰度值， $L$  为最大灰度值。通常  $L = 256$ ， $P(I)$  是灰度 ( $I$ ) 的概率。令  $\theta$  为所选取的阈值，灰度值小于或等于  $\theta$  的属于背景，记为聚类  $C_0$ ，而大于  $\theta$  的灰度值属于纹理单元，记为聚类  $C_1$ 。设这两个聚类的概率分别为  $P_0$  和  $P_1$ ，因而有：

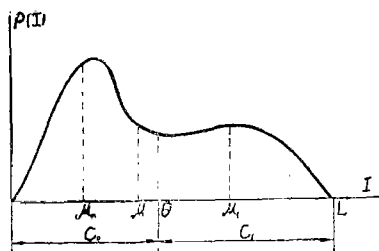


图 1

$$P_0 = \sum_{I=1}^{\theta} P(I) \quad (1)$$

$$P_1 = \sum_{I=\theta+1}^L P(I) \quad (2)$$

令图象的平均灰度值为  $\mu$ ：

$$\mu = \sum_{I=1}^L IP(I) \quad (3)$$

背景灰度平均值  $\mu_0$  为：

$$\mu_0 = \left[ \sum_{I=1}^{\theta} IP(I) \right] / P_0 \quad (4)$$

纹理单元的灰度平均值  $\mu_1$  为：

$$\mu_1 = \left[ \sum_{I=\theta+1}^L IP(I) \right] / P_1 \quad (5)$$

最佳阈值的准则是聚类  $C_0$  和  $C_1$  之间的类间距离，这个距离函数是依据类间方差计算出来的：

$$V(\theta) = P_0[\mu_0 - \mu]^2 + P_1[\mu_1 - \mu]^2 \quad (6)$$

当  $V(\theta)$  为最大值时  $\theta$  为最佳阈值。

### 三、平均形状和游程长度直方图

一般在图象处理和模式识别中所处理的图象都是二维的。为了表示形状，可以用这个形状边界的表达式，也可以用这个形状的某些特征<sup>[9]</sup>。大多数对形状的描述和分析都限于单个形状，不适合纹理分析中对形状描述的要求。纹理分析中分割出来的纹理单元，即使属于同一类，它们的形状也不可能完全相同。更不必说由于重迭所造成纹理单元形状的变异了。纹理分析要求是分析整个聚类中纹理单元形状的整体特征，而不是单个纹理单元的个别形状。同一个聚类中纹理单元的形状尽管不完全相同，但有许多共同的特征。如果用这些共同的特征去描述这一聚类的纹理特征，或是形状特征，我们就得到了一个平均形状的概念。平均形状是统计的。用不同的统计方法，会得到不同的平均形状。但只要使用的统计方法合理，同一聚类的各个子样应该具有类似的平均形状，而与其它聚类应有明显的差别。我们认为，平均形状是宏纹理特征的本质性描述之一。

直接获取纹理单元的平均形状是不大可能的，我们是用间接的办法求出平均形状的。方法的基础是 Smith 等<sup>[10]</sup>提出的用于形状匹配的随机弦分布法。在 Smith 法中，形状是二维欧几里得空间中简单连接的紧致集，可能是凸集，也能是凹集。这个集合边缘点的子集就是形状。连接边缘上的任意二点，可以得到一条弦。随机选取边缘点，可以得到许多条随机弦。理论和实验都指出，对于绝大多数图象处理中所遇到的形状，这些随机弦长的分布与形状之间存在着确定的关系。不同的形状，随机弦长的分布明显不同。而对于相同的形状，即使有着由于噪音造成形状的某些畸变，它们的随机弦长的分布仍然很好的匹配。因此，可以用一个图形随机弦长的分布做为其形状的描述。

图 2 是一个单个的图形。为了获得其形状的随机弦长分布，就要随机地选择边缘点形成随机弦，测量弦的长度，求出随机弦长的分布。假定这个随机弦长的分布为  $CD(l)$ ，其中  $l$  为弦长。把图 2 中的图形做为纹理单元随机地排列起来，就会产生图 3 那样的纹理图形。这时，为了获得纹理单元的随机弦长分布，可以不必再随机地选取单个单元的边缘点，而只要在几个不同的方向上对整个纹理图形进行扫描，那末这些扫描线所截取纹理单元的弦也就是随机弦。把每个单元截取的弦总和起来，也可以得到一个随机弦长的分布  $CD'(l)$ 。 $CD'(l)$  与  $CD(l)$  是等价的。但当组成这个纹理图形的纹理单元具有不均匀形状时，用这种方法求出的随机弦长分布  $CD'(l)$  就不再与任意一个单个纹理单元的随机弦长分布  $CD(l)$  完全等价了。

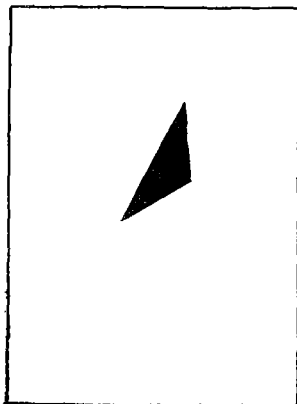


图 2

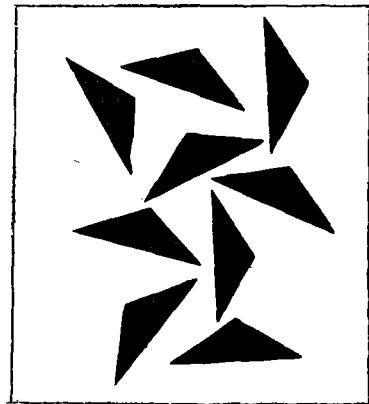


图 3

这时得到的 $CD'(l)$ 是组成纹理图形的各个纹理单元随机弦长分布的平均,也就是各个纹理单元形状的平均特征,亦即纹理特征。

以上的分析使我们想起了游程(Run)的概念。游程在图象中定义为具有相同灰度值的在一条直线上连续点的集合。每个游程中所含点数的数目则定义为游程长度(Run Length)。很显然,根据这个定义,上述的随机弦长分布 $CD'(l)$ 就是游程长度的分布,这种分布我们称之为游程长度直方图(Run Length histogram)。

做为模式识别中的一种特征,游程长度早就受到很大的重视<sup>[4],[11]</sup>。特别是 Galloway 把灰度游程长度法用于微纹理分析中,得到了与空间灰度相关法不相上下的好结果,而计算量则少得多。

灰度游程长度直方图可以定义为

$$P(\theta) = [P(i, j/\theta)] \quad (7)$$

其中 $P(i, j/\theta)$ 是扫描角为 $\theta$ ,灰度为 $i$ 时游程长度 $j$ 的个数。 $P(\theta)$ 是扫描角为 $\theta$ 时,各个灰度 $i$ 和各种游程长度 $j$ 时游程长度的集合。纹理图象经过分割后,成为二值图象, $i$ 只有0和1两个值。由此可以定义背景游程长度直方图 $P_0(\theta)$ 和纹理单元的游程长度直方图 $P_1(\theta)$ 。

$$P_0(\theta) = [P(0, j/\theta)] \quad (8)$$

$$P_1(\theta) = [P(1, j/\theta)] \quad (9)$$

为了定量地描述游程长度直方图,可以从直方图中导出一些特征参数。经过实验以下四个参数在纹理分析中最为有效。

#### 1. 短游程特征参数

$$SR_i = \frac{1}{RS} \sum_{\theta} \sum_j \{ [P(i, j/\theta)] / j^2 \} \quad i = 0, 1 \quad (10)$$

其中 $RS$ 是所分析图象中全部像素的总数。当图象中短的游程数目多时, $SR_i$ 大,反之 $SR_i$ 小。

#### 2. 长游程特征参数

$$LR_i = \frac{1}{RS} \sum_{\theta} \sum_j \{ [P(i, j/\theta)] j^2 \} \quad i = 0, 1 \quad (11)$$

这个参数表征了图象中长游程数量的多少。当长游程多时, $LR_i$ 变大。

#### 3. 游程长度的不均匀性

$$LN_i = \frac{1}{RS} \sum_{\theta} \sum_j \{ [P(i, j/\theta)] j^2 \} \quad i = 0, 1 \quad (12)$$

图象中游程长度参差不齐时, $LN_i$ 变大;而当游程长度的分布均匀时, $LN_i$ 变小。

#### 4. 平均游程长度

$$ML_i = \frac{1}{RS} \sum_{\theta} \sum_j \{ [j \cdot P(i, j/\theta)] \} \quad i = 0, 1 \quad (13)$$

$ML_i$ 是图象中纹理单元尺寸大小的量度。

当 $i = 1$ 时,以上四个参数确定了纹理单元本身的结构特征。而当 $i = 0$ 时,计算得出的参数表征了纹理单元的空间分布。

## 四、应用举例

草种的分类识别在农业、牧业和矿业上都有重要的意义。生长在某一地区草的种类，可以间接地给出这一地区土壤性质的信息；为土壤的开发利用和治理提供有用的依据。地面上某些特殊种类草的生长，常常是地下埋藏某种矿物的表征。大面积牧场的开发、寻找也和草种的分类识别有着密切的关系。但是目前还难得见到有关研究草种分类识别的报导。本节中给出的例子是应用游程长度直方图法对草种分类识别的一个实验，实验的结果是令人满意的。

图4是选作实验用的六种不同种类的草的图象，图5是我们建立的系统方框图。在每种草的图象中随意选取20个子图象数字化为 $64 \times 64 \times 8$  bit的数字图象做为原始图象，每个像素的尺寸为 $50\mu\text{m} \times 50\mu\text{m}$ 。原始的数字图象首先进行滤波、增强的图象预处理，再用自适应

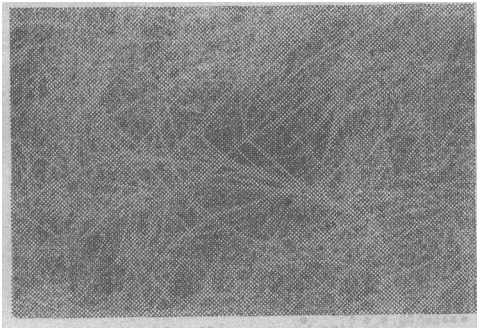


图4—1 类别 1

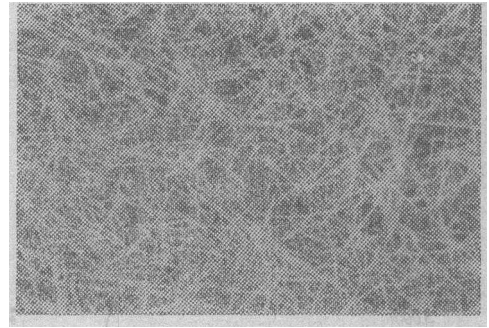


图4—2 类别 2

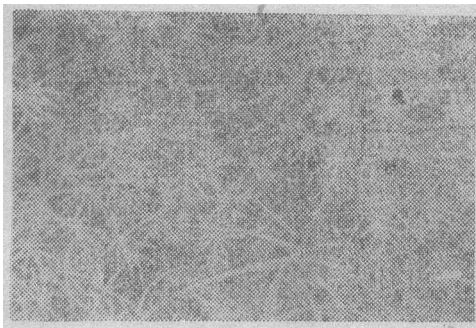


图4—3 类别 3

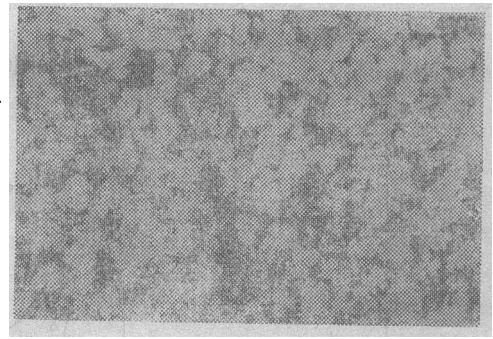


图4—4 类别 4

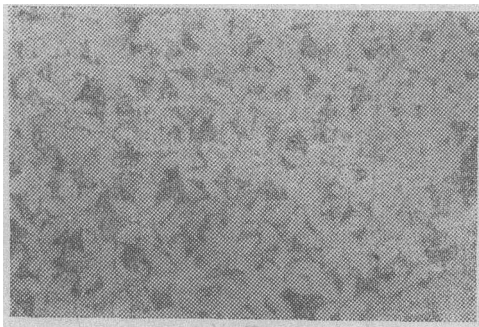


图4—5 类别 5



图4—6 类别 6

图4 草种样本

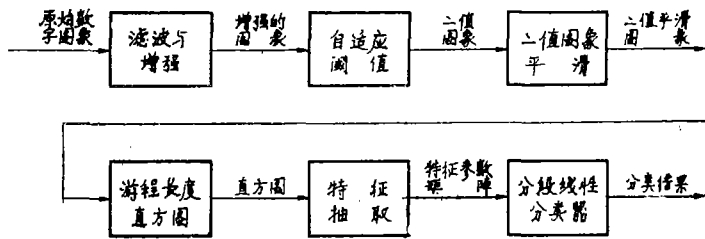


图 5

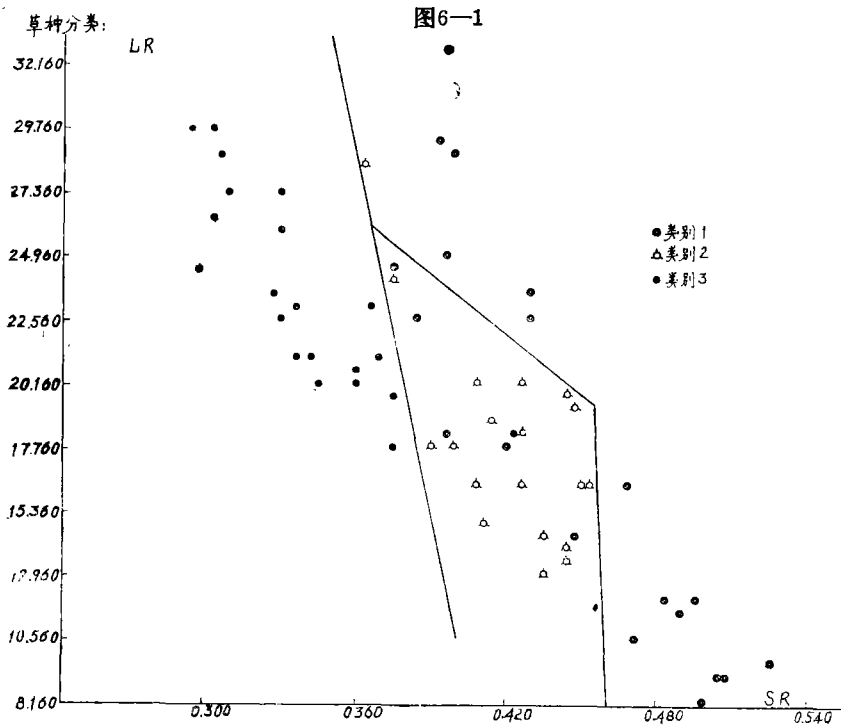
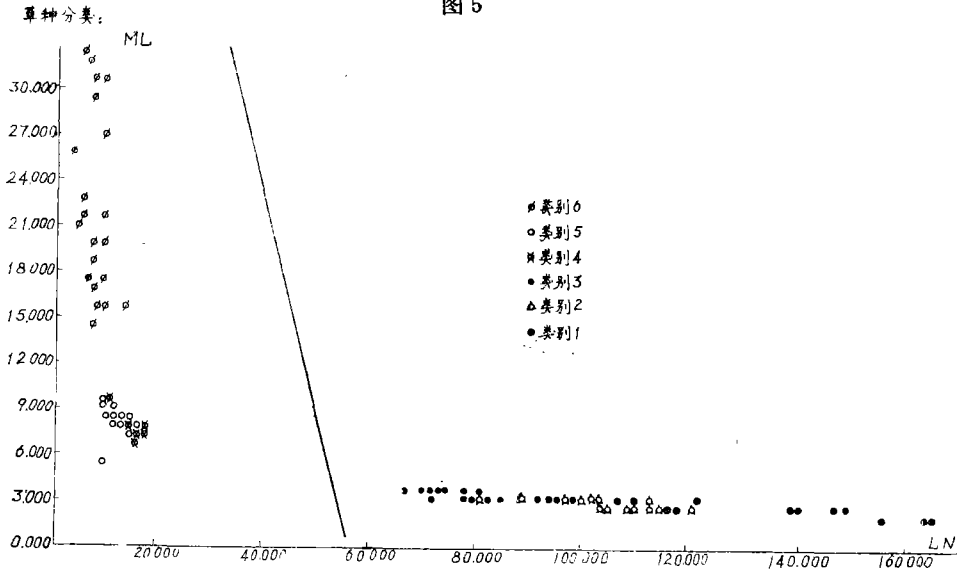


图6-2



阈值法求出最佳阈值将灰度图象分割为二值图象, 这样得到的二值图象上面会呈现出许多由于高频噪音所引起的奇点, 必须用平滑算法将其去除。对平滑后的二值图象用公式(8)和(9)求出纹理单元和背景的游程长度直方图。然后再依据公式(10)到(13)计算直方图的特征参数 $SR_i$ 、 $LR_i$ 、 $LN_i$ 和 $ML_i$  ( $i=0,1$ )。直方图的计算中,  $\theta$ 只选取二个方向, 即 $\theta=0^\circ$ 和 $\theta=90^\circ$ 。由于由这些特征参数所组成的特征空间中这六种草的分离性很好, 设计最简单的分段线性分类器就可以得到很好的结果。为了明显起见, 我们在二维特征空间  $(ML, LN)$ 、 $(LR, SR)$ 、 $(ML, SR)$ 和 $(LR, LN)$ 中分别标出了各种草的子图象的特征参数, 见图6—1到图6—4, 从这些图中, 分类的结果可以一目了然。表 I 中列出了草种分类识别的实验结果, 总分类精度不少于90%。

表 1 实验分类结果

类 别		1	2	3	4	5	6	合 计
实 际 类 别 数	1	16	5					21
	2	1	19					20
	3		1	20				21
	4				16	1		11
	5				1	20		21
	6						24	24
合 计		17	25	20	17	21	24	124

## 五、结 束 语

这篇文章中, 我们介绍了应用游程长度直方图进行宏纹理分析的方法, 并且给出了在草种分类识别中应用的实例。分类的总精度达到90%。这种方法简单、直观、具有较高的精度, 而且计算时间较快, 在小型机 PDP11/40 上计算一个  $64 \times 64 \times 8\text{bit}$  的图象只要三分钟。

另外, 本文中還提出了平均形状的概念, 我们相信它是宏纹理特征的本质性表征之一。

由于本方法的上述优点, 它可以在许多图象处理和模式识别中得到应用。特别是在那些要求计算速度的场合, 例如机器人视觉中, 这种方法具有更好的前景。

## 参 考 文 献

- [1] J.T.Tou, Pictorial Feature Extraction and Recognition via Image Modeling, Computer Graphics and Image Processing, 1980, 12.
- [2] R.M.Haralick, Statistical and Structural Approaches to Texture, Proceeding of

- IEEE,1979,67,No.5.
- [ 3 ] R.M.Haralick et al, Textural Features for Image, IEEE Trans., 1973, SMC-3, Nov..
  - [ 4 ] M.M.Galloway, Texture Analysis Using Gray Level Run Lengths, Computer Graphics and Image Processing,1975,4,June.
  - [ 5 ] J.S.Waszke et al, Acomparative Study of Texture Measures for Terrain Classification,IEEE Trans.,1976,SMC-6,Apr..
  - [ 6 ] L.S.Devis et al, Texture Analysis Using Generalized Co-occurrence Matrices, IEEE Trans.,1979,PAMI-1,July.
  - [ 7 ] J.Maleson et al, Understanding Natural Texture,in Proc.DARPA Image Understanding Workshop,1977.
  - [ 8 ] K.S.Fu, Syntactic Pattern Recognition and Application,Prentice-Hall,N.J.,1982.
  - [ 9 ] D.H.Ballard et al,Computer Vision,Prentice-Hall,N.J.,1982.
  - [10] S.P.Smith et al, Chord Distributions for Shape Matching, Computer Graphics and Image Processing,1982,20.
  - [11] B.Arazi, Handwriting Identification by Means of Run Length Measurements, IEEE Trans.,1977,SMC-7,Dec..

## Macrotextural Analysis Using Run Length Histogram

Hao Zhihang

### Abstract

A new method of macrotextural analysis using run length histogram is introduced. The method can be used to extract effective features of macrotexture directly from images. The adaptive threshold and the average shape are keys to overcome difficulties of segmentation and description of textures. Those are described in detail in the paper and an experimental study in which the grasses were classified successfully is also given. The accuracy of the classification can reach up 90%.

The method introduced in the paper is intuitive and simple to use. It could be applied to industrial automation, robot and other fields where the time for image processing and pattern recognition is very strict.