

## 模式识别中的表示问题

张 涛<sup>1</sup>, 洪文学<sup>1</sup>, 景 军<sup>1</sup>, 赵 勇<sup>1</sup>

(1. 燕山大学 电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

**摘 要:** 表示是将客观数据或现象利用数值或者编码方式进行描述, 从而使其在一定数学含义框架下彼此相关的过程。在模式识别领域中, 表示问题至关重要, 其效果将直接影响后续步骤的复杂程度与分类性能。本文主要对表示在模式识别中的作用、表示问题的理解、表示的原则进行分析并对表示的方法进行归类描述, 其目的是吸引更多的同行开展深入的表示问题研究, 促进模式识别理论和方法的进步。

**关键词:** 模式识别; 表示; 统计法; 结构法; 图表示

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A

### 0 引言

模式识别是一个涉及统计、工程、人工智能、计算机科学、心理和生理学等许多领域的交叉学科。典型的模式识别系统组成如图 1 所示<sup>[1]</sup>。其中各部分作用为:

1) 数据集的使用 (Design Set): 用于训练和验证系统。数据集一般分为训练数据集、验证数据集和测试数据集, 对数据集的不同划分将影响系统性能, 目前常用的数据集分割方法可参见文献 [2-5];

2) 表示 (Representation): 一个真实的测量数据需要经过表示以便能够被计算机等设备进行计算和分析。因此, 表示是将单个客观数据或现象利用数值或者编码方式描述, 从而使其在一定的数学含义框架下彼此相关的过程<sup>[1]</sup>。表示过程应该和数据本身或其类别的背景知识相关。表示问题是模式识别领域的核心问题, 表示的效果将极大地影响模式识别的后续过程;

3) 优化 (Adaptation): 优化也称为调整, 优化是表示与泛化的中间过程。其主要任务是将表示阶段得到的学习方法或问题描述进行调整或扩展, 使其更适合泛化。在传统模式识别中, 由于该过程与表示联系紧密而被忽略。根据后续识别的需要,

优化可以简化表示或增强表示中的部分分量, 因此优化也是模式识别系统中不可缺少的一部分;

4) 泛化 (Generalization): 训练数据经过表示与优化, 可以用于预测未知数据的属性。该过程即通过对概念的泛化或通用规则的推导完成。对于模式分类任务而言, 数据的属性即为其类别或模式;

5) 评估 (Evaluation): 此阶段即在对系统训练时利用训练数据与验证数据对系统的性能做出估计, 如达不到预定要求, 则需要对表示、优化与泛化进行修正;

6) 背景知识 (Background knowledge): 由于目前模式识别还未达到完全自主的程度, 因此在模式识别的设计或使用过程中, 需要显性 (比如交互式方法) 或隐性 (比如特征提取方法的设计) 的人类参与过程。这些实际上都是背景知识在模式识别系统中的表现。

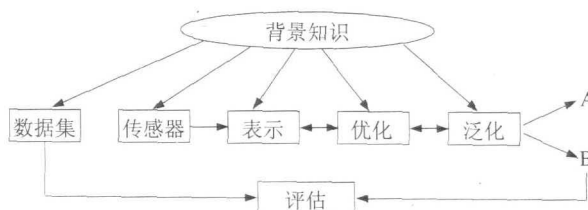


图 1 模式识别系统组成

Fig. 1 The system diagram of pattern recognition

收稿日期: 2008-07-05 基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60474065; 60504035); 河北省自然科学基金资助项目 (A1217)

作者简介: 张 涛 (1979- ), 男, 河北唐山人。博士研究生, 讲师。主要研究方向为图像处理、模式识别。

由于模式识别的研究与应用设计多个学科,不同的学科对系统的认识也不尽相同。比如,感知与计算机视觉主要强调表示<sup>[6]</sup>,而人工神经网络<sup>[3]</sup>、机器学习<sup>[7-8]</sup>和模式分类<sup>[9]</sup>则强调泛化。从图1可以看出,模式识别领域研究的泛化问题实际上是基于表示问题的泛化。因此,在模式识别领域中,表示问题是核心问题<sup>[10-11]</sup>。表示实质上是基于数据描述和计算机处理对客观世界对象进行编码的过程。通过表示建立对不同类被对象的描述来完成后期的泛化。在早期,由于对象的描述的特征由专家人为给出,表示问题并没有引起重视。因此许多模式识别的文献<sup>[3,7]</sup>假设对象已表示,简化了表示问题的描述。

由于表示问题一般与应用或领域相关,因此对表示问题的系统研究<sup>[11-12]</sup>并不容易。比如,对时间信号、图像信号、3D 重构图像或医学监测信号需要不同的表示方法以获取最佳性能。无论如何,作为模式识别的初始过程,如果没有很好的表示,则后期的学习过程将很难改进。基于表示在模式识别中的地位,本文从表示的理解和表示的方法对其进行探讨,并给出其发展方向。

## 1 表示的理解与表示的原则

### 1.1 表示的理解

在人工智能领域,Davis 等认为表示具有5种不同的作用,这些作用适用于模式识别领域<sup>[13]</sup>:

1) 代替。代替使我们思考而不是行动。例如,我们常常在脑海中设计出各种方案以对行动的后果进行推理,这实际上就是一种代替;

2) 表示提示应以什么方式对世界进行思考。例如,给一辆汽车换轮胎的过程可以表示成一系列指令;

3) 表示是指能推理的一种不完整的理论。表示是基于关于推理是什么的理论。这些理论通常是不完整的,或者是由某种顿悟生成的。例如,专家系统中的规则受到对领域专家怎样进行推理的心理学研究启发;联结主义网络受到生物学启发;因果网络使用了统计推理。所有这些表示都对推理是什么和推理应当如何进行提出了一种看法;

4) 知识表示是一种高效的计算工具。表示能够用于进行计算时才有用。许多研究关注计算的效率,效率问题对现实世界中的应用是非常重要的;

5) 知识表示是人的一种表达方式。表示是人类把知识传授给机器的一种方式,也是人类交流和共享知识的一种方式。

### 1.2 表示的原则

从1.1节来看,表示实际上是对所描述对象或现象的一种代替,该代替反映了人类是如何认识世界并获得新的知识的。因此,表示必须遵循一定的原则,如不满足这些原则,表示的结果将很难泛化。

首先,表示必须要反映对象的本质信息。对象的原始测量信息中不可避免的含有信息的冗余与关联。通过对测量信息进行进一步的表示,可以获得更为本质的对象特征,有利于分类或识别精度的提高;其次,对象的测量得到的对象原始表示维数可能过高,不符合对表示是一种高效计算工具的理解。比如图像分类问题,在图像分类中,原始的图像维数很高(一个 $256 \times 256$ 的灰度图像相当于 $256 \times 256$ 维测量空间中的一个点),如对此直接进行分类处理,计算复杂度可想而知;再次,目前在许多领域开发一套全自动的模式识别系统非常困难甚至是不可能的,比如基于内容的图像检索(Content-Based Image Retrieval, CBIR),虽然经过几十年的努力但仍无法商用。在这种情况下,交互式的模式识别系统成为了可能的解决方案。交互式系统将人类的分类能力与机器算法集成在一起。这就要求对对象的表示具有良好可解释性,否则人类的参与将无所适从。另外,良好的解释性也为在表示中新知识的发现打下良好基础。

在表示问题中,一个非常重要但很少被提及的表示属性是紧致性(compactness)<sup>[14]</sup>。为了将各个类限定在各自的区域,表示应具有紧致性假设,即在现实中相似的对象在表示后也应该相似。紧致性假设说明:只有当样本发生微小变化带来微小的表示改变时,才可能从样本中进行学习。若满足紧致性,要求表示必须基于一个真实对象或现象的连续变换。因此,假设原始对象微小的变化不能引起其类别关系的变化,这是同一概念的具体体现。所以可以通过研究域中表示来学习属于同一概念的对

象类别。

在模式识别中,并非所有的理论都满足紧致性假设。比如 Ugly Duckling Theorem<sup>[15]</sup>,其假设所有的对象均由一组原子属性组成,所需考虑的推测这些属性的所有可能组合以训练模式识别系统。则各对象对之间类似的推测值个数基本相等。该法则实际上是对对象的离散逻辑表示,但除非在测距上用各推测值的差代替相似度,否则其不满足紧致性假设。另一个类似的例子为 Wolpert 提出的 No-Free-Lunch Theorem<sup>[16]</sup>,其认为如果各种分类器对所有可能的分类问题的平均性能是一样的。由于其使得矛盾的标签表示等可能出现,因此其显然也不满足紧致性假设。因此,设计一种符合紧致性假设且可应用于各种模式识别问题的表示方法是模式识别领域的主要挑战之一。

## 2 表示的方法

由于早期对表示问题的认识不够,很长一段时间内关于表示问题仅分析线性或非线性的特征选择与特征提取<sup>[17]</sup>。现在,数据的表示问题已经成为了模式识别领域的核心问题之一。表示方法的分类也不尽相同,从表示的数学结构看,可分为统计表示与结构表示;从样本数据关系看,可分为绝对表示、相对表示与概念表示;从表示的表现形式看,可分为数据表示与可视化图表示。综合以上几种分类方法,本文将表示问题分为:原始数据表示、常规表示、相异度表示和可视化表示。

### 2.1 原始数据表示

最为原始的对象表示就是其采样测量数据本身。对于图像而言,该采样为像素,对于时间信号为时间采样,对于谱则为波长。该类表示对对象每一点均进行表示,因此是一种特殊的极端的特征表示形式。如 1.2 节所描述,原始数据可以反映对象的原始形态,但该类表示由于可能无法提取本质的对象信息,因此并不一定适合用于模式识别。比如在指纹识别过程中,判断两幅指纹图像是否为同一人的指纹,对指纹的表示是将其转换成沟脊等指纹特征,如直接采用原始图像进行逐像素匹配,其过程不但计算量大,其结果也令人怀疑。但对于某些应用场合,则可以利用此表示方式,如对 Iris 数据,其属性值具有明确的物理意义,可以直接作为表示

结果应用。

### 2.2 常规表示

数据的常规表示思想来自于传统的模式识别领域,根据处理方法的不同,又可以分为统计表示和结构表示。其中,统计表示方法具有良好的数学基础而得到了广泛的研究,也是目前应用最多的表示方法。而结构方法则是根据人类认识世界的习惯将研究对象表示为基元及其相互关系,该类方法符合人类习惯,但难以泛化。

#### 2.2.1 统计表示

在各种表示方法中,统计表示方法由于具有良好的数学基础而得到深入研究和广泛应用。在统计方法中,每个模式都可以用 $d$ 个特征或测量值来表示,并将它视为 $d$ 维空间中的一个点。如果这些特征属性是连续的,则其在相应特征向量空间中的表示通常是紧致的。但由于特征描述实际上是将对象简化为向量表示,因此不同的对象可能对应同一表示,产生类别混叠。

经典统计方法是最基本的一类表示方法,其利用统计方法对数据的局部或整体测量值进行分析,从而得到数据的表示。经典的方法如低阶矩<sup>[18]</sup>与高阶矩方法<sup>[19-20]</sup>、二维共生矩阵方法<sup>[21]</sup>、Laws 能量分析法<sup>[22]</sup>等。其中,核(Kernel)方法将数据嵌入高维空间使得数据线性可分的思想获得了广泛的应用。在对数据进行简单统计分析的基础上,对于领域应用,可以采用模型方法进行分析。模型法主要有随机场方法和分形法两种。常见的随机场模型有 Gauss-Markov<sup>[23-24]</sup>模型、Gibbs 模型<sup>[25-26]</sup>等,随机场方法的缺点是参数难以估计,计算量大,且大多数应用领域很难用单一模型表达;分形法则是利用分形维数进行数据场的度量<sup>[27]</sup>,但分形维数的计算一般是采用一个理论模型,而实际的数据难以完全符合理论模型,另外不同的类别的数据可能具有相近的分形维数,这些问题使进一步的处理复杂化<sup>[28]</sup>。随着数学的发展,基于多分辨率的表示方法得到了广泛应用。多分辨率分析法主要包括 Gabor 变换法<sup>[29-30]</sup>和小波变换法<sup>[31-32]</sup>等,其利用在空间域和频率域同时取得较好局部化特性的滤波器对数据进行分析,从而获得较为理想的数据表示。多分辨率分析也经常结合经典的统计分

析理论,如常采用区域平均特征如区域能量、区域方差等进行内容的表示。多尺度几何分析<sup>[33]</sup>是近几年在国际上兴起的“第二次小波浪潮”,也是典型的多分辨率方法。其包括自适应多尺度几何分析与非自适应的多尺度几何分析。所谓自适应多尺度几何分析是指基函数随内容变化而变化。它主要包括近年来提出的 Wedgelet、Wedgeprint、Bandelet 等。而所谓非自适应多尺度几何分析是指变换的基函数与内容无关。它主要包括最近提出的 Ridgelet、Curvelet 和 Contourlet。多尺度几何分析目前主要应用于图像分析领域中对图像进行稀疏表示。

### 2.2.2 结构化表示

由于具有良好的数学理论支持,统计类表示在估计类别或对象的密度函数时等泛化过程中非常容易。但其却无法描述对象的结构,如果对象基元间的结构信息为其最本质特征,这些信息将被忽略。虽然可以通过对对象结合的特征向量进行统计分析获得部分结构信息,但这已经超出了表示本身的范畴。结构类方法的根本思想是将模式视为由简单的子模式构成,而这种子模式本身又是由它自己更简单的子模式构成。要识别的最基本的子模式成为基元(primitive),已知的复杂模式则由这些子模式构成。这样,庞大复杂的模式集就可以利用语法规则和少量的基元来表示,每类模式的语法规则可以从已知的训练样本中推导得出。由于在多数情况下,可以有效地用形式语言理论中的文法表示模式的结构信息,因此也常称为句法模式识别<sup>[34]</sup>。结构类表示方法与人类本身对模式的识别过程最为相似,因此具有良好的直观表示性。当模式具有确定的结构且可以用一组规则来表示时,其有效性将大大增加。例如心电图<sup>[35]</sup>、纹理图<sup>[36]</sup>、和字符识别<sup>[37]</sup>等。但是结构方法也面临一定的问题,比如在噪声情况下基元的提取以及训练集中规则的提取等。Fu 引入“属性语法”这一概念,将结构与统计方法结合起来<sup>[34]</sup>。Zhang 引入“窗口纹理分析方法”,对退化的基元进行统计方法分析,克服了复杂测量值下基元提取困难的问题<sup>[38]</sup>。

结构类方法具有解释性强、易于新知识发现等优点。Goldfarb 本人更倾向于使用结构类方法进行表示,但是如何对结构类方法进行泛化一直没有很好的解决。Goldfarb 认识到,结构信息的表达应该

从格式、生成与历史纪录的形式表达<sup>[39]</sup>,并据此开发了 ETS (Evolving Transformation System) 算法<sup>[39-41]</sup>,其核心就是结构化/符号化的对象表示。

### 2.3 相异度表示

相异度表示(dissimilarity representation)的思想与传统模式识别对对象的表示思想不同。在传统模式识别中,系统将各个数据样本看作是孤立的,通过分析同一对象不同属性间的相互关系获得对对象的描述,这种表示方法被 Duin 称为绝对表示(absolute representation)。而相异度表示基于近似表示(proximity representation),近似表示又可以分为相对表示(relative representation)与概念化表示(conceptual representation)。与特征表示的绝对表示不同,相异度表示是利用对象与特定对象集合的相异度来进行相对表示。在相对表示中,比较对象对之间的相异度并利用相异度向量描述对象<sup>[10]</sup>。相异度可以来自于原始数据,如图像、谱或时间样本,也可以来自于原始的统计特征向量或结构特征表示,如字符串、关系图等。对象可以有多种方式或多种分类器与类别相关,每种方式均采用不同的表示、训练集或模型。这些原始分类器或聚类的混合集合构成了概念化表示方法<sup>[12]</sup>。该表示方法主要应用于混合聚类<sup>[38,42]</sup>或混合分类器<sup>[43]</sup>。相异度表示突破了传统表示方法中仅分析单个对象的思想,而是从整体上完成对象的表示,因此更为符合人类认知事物的过程。

### 2.4 可视化表示

#### 2.4.1 可视化的必要性

尽管模式识别取得了很大的发展,但对于模式识别未来进展的预测依然很困难,而且没有通用的解决所有问题的模式识别方法。模式识别系统难以取得理想效果的原因之一,就是人类的分类经验难以与系统分类过程集成。而表示的方式是影响这一进程的重要因素。

以上讨论的各种表示方法本质上都是利用数据对观察对象进行描述,这样的处理方法具有数学上的优势,但是在处理复杂的实际问题时,会遇到一些困难。例如在疾病诊断中,一个有经验的医学专家可以从心电图分析病人的心脏健康状态,但是现有的许多机器分类算法处理这类问题时往往并

不理想。近年来,蛋白质组学成为后基因时代的国际研究热点,并形成了临床蛋白质组学、蛋白质组模式分析等学科分支<sup>[44]</sup>。蛋白质组质谱指纹数据的特点是维数特别高(数万维),而且由于仪器测量领域的限制,数据复现性差、误差大,其数据可以说是半定量的。传统的模式识别方法解决这类问题时,往往存在分类结果可解释性差、容易过学习、推广性差等问题<sup>[45]</sup>。这些事例说明,目前解决模式识别问题的方法之一,就是通过交互引入人类知识。而交互的最好方式就是让数据可视化。可视化的数据表示方法,不但能使模式识别系统具有与用户交互的能力,且在知识发现上也具有优势。

#### 2.4.2 多维数据的 2D 图表示

多元可视化(Multivariate Visualization)是科学可视化的一个重要分支<sup>[46]</sup>。可视化的根本目的是使各种抽象的数据通过图形或图象的方式表现出来,从而发现数据间的相互联系。各种图表示方法是多元数据可视化的核心。1950年Gibson进行了视觉纹理感知的研究<sup>[47]</sup>。1973年,Chernoff提出用脸谱图来表达多元数据,该方法将多元数据各变量映像到卡通式脸谱的图形特征<sup>[48]</sup>。Tukey的探索性数据分析<sup>[49]</sup>标志了科学数据可视化的一个新时代。探索性数据分析不仅仅作为一种工具,而且是一种思维方式。在多元数据可视化发展的第三个阶段,提出了许多图表示的概念和方法,如平行坐标(Parallel coordinates)<sup>[50]</sup>、大规模浏览(Grand tour)<sup>[51]</sup>、超盒(Hyperbox)<sup>[52]</sup>、二次分配问题(Quadratic assignment problem, QAP)<sup>[53]</sup>等,这些技术中的一部分试图在同一个图形中显示所有维和所有变量,而另一些旨在对图形的直接操纵,如采用鼠标来选择进行显示的子集。另外出现了一些多元可视化软件,如XmdvTool,在一个系统中集成了维堆栈、散点图矩阵、符号图以及平行坐标四种方法,并且支持增强的 $n$ 维刷亮。最近几年开发的可视化软件还有Xgobi、Orange、Ggobi等,另外一些著名统计软件,如Matlab、SPSS、SAS、S-Plus、R等也提供对多元数据可视化的支持。

多元数据图表示方法是多元统计分析中的一种多维数据的2D可视化方法。将多元数据图表示方法用于模式识别,有助于对所研究的数据的直观了解,具有解释性强的特点。燕山大学以洪文学教

授为学术带头人的研究组对高维数据多元图表示的基本理论、基于多元统计图表示原理的高维信息融合、基于多元图图形特征的模式识别、基于多层递阶结构的高维数据降维等问题进行了较深入的研究。在对多元图原理与应用的研究过程中,出版了《基于多元统计图表示原理的信息融合和模式识别技术》著作<sup>[54]</sup>,为基于多元图表示的可视化模式识别奠定了初步理论基础。

### 3 结论

对模式的识别和规则的推导是人类学习核心。模式识别就是要利用机器的方式来模拟人类这一行为。但如何将对象进行归类目前没有物理规则可循,人类是通过意识来完成这一过程的。在完成这一智能活动过程中,人类一定经过了对对象的认知和抽象过程,这个过程就是模式识别系统中的表示问题。尽管目前有多种表示方法且在各领域取得了令人满意的效果,但也都有其局限性。比如,原始数据表示无法反映本质信息,统计表示忽略结构信息且与人类认识事物规律不符,结构类方法虽然易于解释但其面临基元提取困难且难以泛化,相异度表示和可视化表示方法具有良好的解释性和紧致性,但均处于研究的起步阶段,理论还不够完善。随着研究的深入,各种新的表示方法不断出现,表示问题仍然是模式识别领域中需要深入研究的问题之一。

#### 参考文献

- [1] Robert P W Duin, Elzbieta Pekalska. The science of pattern recognition: achievements and perspectives [M] //Challenges for computational intelligence. Berlin/Heidelberg: Springer, 2007.
- [2] Efron B, Tibshirani R J. An introduction to the bootstrap [M]. London: Chapman & Hall, 1993.
- [3] Ripley B. Pattern recognition and neural networks [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1996.
- [4] Schölkopf B, Smola A J. Learning with kernels [M]. Cambridge: MIT Press, 2002.
- [5] Weiss S M, Kulikowski C A. Computer systems that learn [M]. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1991.
- [6] Edelman S. Representation and recognition in vision [M]. Cambridge: MIT Press, 1999.
- [7] Bishop C M. Neural networks for pattern recognition [M]. Oxford: Oxford University Press, 1995.

- [8] Mitchell T. Machine learning [M]. New York: McGraw Hill, 1997.
- [9] Duda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern classification [M]. 2nd edition. New York: John Wiley & Sons, 2001.
- [10] Duin R P W, Pekalska E, Paclik P. The dissimilarity representation, a basis for domain based pattern recognition? [C] //Goldfarb L. Pattern representation and the future of pattern recognition, a program for action (ICPR 2004 Workshop Proceedings). Cambridge, United Kingdom, 2004: 43-56.
- [11] Duin R P W, Roli F, Ridder D. A note on core research issues for statistical pattern recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2002,23 (4): 493-499.
- [12] Pekalska E, Duin R P W. The dissimilarity representation for pattern recognition: foundations and applications [M]. Singapore: World Scientific, 2005.
- [13] Davis R, Shrobe H, Szolovits P. What is a knowledge representation? [J]. AI Magazine, 1993,14 (1): 17-33.
- [14] Arkadev A G, Braverman E M. Computers and pattern recognition [M]. Washington DC: Thompson, 1966.
- [15] Watanabe S. Pattern recognition, human and mechanical [M]. New York: John Wiley & Sons, 1985.
- [16] Wolpert D H. The mathematics of generalization [M]. Boston: Addison-Wesley, 1995.
- [17] Jain A K, Duin R P W, Mao J. Statistical pattern recognition: a review [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000,22 (1): 4-37.
- [18] Birgitte Nielsen, Fritz Albrechtsen, Havard E Danielsen. Low dimensional adaptive texture feature vectors from class distance and class difference matrices [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2004,23 (1): 73-84.
- [19] Christopher W Tyler. Beyond fourth-order texture discrimination: generation of extreme-order and statistically-balanced textures [J]. Vision Research, 2004,44 (18): 2187-2199.
- [20] Christopher W Tyler. Theory of texture discrimination of based on higher-order perturbations in individual texture samples [J]. Vision Research, 2004,44 (18): 2179-2186.
- [21] Haralick R M, Dinstein, Shanmugam K. Texture features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973,3 (6): 610-621.
- [22] Christodoulou C I, Pattichis C S. Texture-based classification of atherosclerotic carotid plaques [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003,22 (7): 902-912.
- [23] Rellier G, Descombes X, Falzon F. Texture feature analysis using a Gauss-Markov model in hyperspectral image classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004,42 (7): 1543-1551.
- [24] Paget R. Strong Markov random field model [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004,26(3):408-413.
- [25] Li C T. Multiresolution image segmentation integrating Gibbs sampler and region merging algorithm [J]. Signal Processing, 2003,83 (1): 67-78.
- [26] Gimelfarb Georgy. Modeling image textures by Gibbs random fields [J]. Pattern Recognition Letters, 1999,20 (11): 1123-1132.
- [27] Pi Minghong, Mandal M K, Basu A. Image retrieval based on histogram of fractal parameters [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2005,7 (4): 597-605.
- [28] Hou Zhende, Qin Yuwen. The study of fractal correlation method in the displacement measurement and its application [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2003,39 (4): 465-472.
- [29] Yong Man Ro, Munchurl Kim, Ho Kyung Kang. MPEG-7 homogeneous texture descriptor [J]. ETRI Journal, 2001,23(2):41-51.
- [30] Manjunath B S, Jens-Rainer Ohm, Vinod V Vasudevan. Color and texture descriptors [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2001,11 (6): 703-715.
- [31] Chang T, Kuo C C J. Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1993,2 (4): 429-441.
- [32] Jafari-Khouzani K, Soltanian-Zadeh H. Rotation-invariant multiresolution texture analysis using radon and wavelet transforms [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005,14 (6): 783-795.
- [33] 焦李成, 谭山. 图像的多尺度几何分析: 回顾和展望 [J]. 电子学报, 2003,31 (12A): 1975-1981.
- [34] 傅京孙. 模式识别及其应用 [M]. 戴汝为, 胡启恒, 译. 北京: 科学出版社, 1983.
- [35] 陈长亮, 杨伟杰, 陈振生. 基于图像识别句法分析的心电图计算机自动分析 [J]. 中国医疗器械信息, 2006,12 (2): 17-18,22.
- [36] Zhou Xiang Sean, Huang Thomas S. Edge-based structural features for content-based image retrieval [J]. Pattern Recognition Letters, 2001,22 (5): 457-468.
- [37] 张谢华, 张申. 车辆牌照字符识别算法的设计 [J]. 电视技术, 2007,31 (5): 88-90.
- [38] 张涛, 王成儒. 窗口纹理分析方法 [J]. 仪器仪表学报, 2006, 27 (6S): 2289-2290.
- [39] Goldfarb L, Gay D. What is a structural representation [R]. 5th variation. Fredericton, Canada: University of New Brunswick, 2005.
- [40] Goldfarb L. On the foundations of intelligent processes I. An evolving model for pattern recognition [J]. Pattern Recognition, 1990,23 (6): 595-616.
- [41] Goldfarb L, Golubitsky O. What is a structural measurement process [R]. Fredericton, Canada: University of New Brunswick, 2001.
- [42] Fred A, Jain A K. Robust data clustering [C] //Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Madison-Wisconsin, USA, 2003: 128-133.
- [43] Ludmila I Kuncheva. Combining pattern classifiers: methods and algorithms [M]. New York: John Wiley & Sons, 2004.
- [44] Ogiela M R, Tadeusiewicz R. Artificial intelligence structural

- imaging techniques in visual pattern analysis and medical data understanding [J]. Pattern Recognition, 2003,36 (10): 2441-2452.
- [45] Tsai D H, Shaw D. Syntactic pattern recognition aided system for mechanical drawing diagnosis [C]//American Society of Mechanical Engineers, Production Engineering Division. New York, 1993: 273-280.
- [46] Janez Demsar, Gregor Leban, Blaz Zupan. FreeViz-an intelligent multivariate visualization approach to explorative analysis of biomedical data [J]. Journal of Biomedical Informatics, 2007,40 (6): 661-671.
- [47] James J Gibson. The perception of the visual world [J]. The American Journal of Psychology, 1951,64 (4): 622-625.
- [48] Chernoff H. The use of faces to represent points in  $K$ -Dimensional space graphically [J]. Journal of the American Statistical Association, 1973,68 (342): 361-368.
- [49] John W Tukey. Exploratory data analysis [M]. Boston: Addison-Wesley, 1977.
- [50] Zhou Jianlong, Xiao Chun, Wang Zhiyan, et al.. A concept of volume rendering guided search process to analyze medical data set [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2008,32 (2): 140-149.
- [51] Christian Hennig, Norbert Christlieb. Validating visual clusters in large datasets: fixed point clusters of spectral features [J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2002,40 (4): 723-739.
- [52] Anas Quteishat, Chee Peng Lim. A modified fuzzy min-max neural network with rule extraction and its application to fault detection and classification [J]. Applied Soft Computing, 2008,8 (2): 985-995.
- [53] Roselyn Abbiw-Jackson, Bruce Golden, Raghavan S, et al.. A divide-and-conquer local search heuristic for data visualization [J]. Computers and Operations Research, 2006,33 (11): 3070-3087.
- [54] 洪文学, 李昕, 徐永红, 等. 基于多元统计图表示原理的信息融合与模式识别技术 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2008.

## Representation issue in pattern recognition

ZHANG Tao<sup>1</sup>, HONG Wen-xue<sup>1</sup>, JING Jun<sup>1</sup>, ZHAO Yong<sup>1</sup>

(1. College of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China)

**Abstract:** The representation is an important issue in pattern recognition, which describes a real world observation as numerical value or encodes and makes the observations relative in mathematical framework. The effect of representation influences the complexity and performance of post-processing directly. Representations' situation in pattern recognition, the comprehension and formula of the representation and method for typical representations are discussed in this paper. It is concluded that although there are various method for representation, it is still an issue should be improved and studied.

**Key words:** pattern recognition; representation; statistical method; structural method; graphical representation