

基于图像势能理论的目标轮廓特征提取方法

陈雪松 徐学军 朱洪波

(华中科技大学数字工程与仿真中心 武汉 430074)

摘要 在进行模式识别和目标分类系统中,一种好的特征提取方法可以提高系统性能。采集图像势能并用于图像特征的提取与保存是二值图像处理的一个新方法和新理论。势能方法把每一个像素点所具有的势能按序收集、顺序存放,较好地保留了图像的特征,以便存储和分类。图像轮廓是一个对象区别于其他对象的最主要特征之一,运用势能理论计算出目标轮廓的势能,可以较好地表现出图像的特征,其计算速度快,运算量小,占用存储空间小,可用于目标识别和目标分类等领域。

关键词 图像处理,轮廓,势能,特征提取,目标识别

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A

Research on Target Contour Feature Extraction Based on Image Potential Energy Theory

CHEN Xue-song XU Xue-jun ZHU Hong-bo

(Digital Engineering Simulation Center, Huazhong University of Science & Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract A good feature extraction method helps to improve the efficiency of pattern recognition system and classification system. Computing of potential energy of an image can be used to extract and save image features, which is a new theory to collect and store the potential energy of each pixel in order. In this way, the feature of the image is better retained contributing to storage and classification. Contour is the main distinction between different objects. With potential energy theory, the potential energy computed can better show the image feature with the high advantage of speed, easy computing and less storage space. The theory can be applied to target recognition and target classification and so on.

Keywords Image processing, Contour, Potential energy, Feature extraction, Target recognition

1 概述

目标识别、分类、跟踪是图像处理领域一个重要的组成部分,已广泛应用于日常生活和科学研究,如日常生活中的照相自动取景、门禁系统的身份识别、交通系统的车牌车型^[1]识别、医疗系统^[2]的 CT 成像、病灶诊断、科学研究领域的遥感图像处理、卫星目标跟踪等。有效提取目标特征是完成目标识别^[3]的前提。近年来国内外提取目标特征的方法有数学形态学方法^[4,5]、小波变换方法^[6-8]、分形几何法^[9]等。

图像的特征主要表现在色彩、纹理、轮廓、骨架、顶点、拐角、线等^[6,10,11]方面。色彩和纹理所展现的特征受到外界光照、对比度、饱和度的影响较大,特征表现不稳定。顶点、拐角、线不能全面表现出图像的特征,需要组合才能表现图像特征。而组合的种类较多,同一图像的点、线组合不完全一致,特征表现不唯一。轮廓、骨架都是用二值图来表现,因此对光照、对比度、饱和度的影响不敏感。而且轮廓和骨架是对图像直观的表现,因此特征表现明显,特征描述清晰、准确。对轮廓和骨架进行正确取值、存储也是一个关键问题。一种好的方法可以在时间和空间上得到较好的特征表现。

2 图像势能

势能的概念是从物理学中的位能转化而来,是指相对位

置的存在而具有的能。位能是一个物体相对另一个物体而具有的能量,又称为势能。图像势能是一个利用势能特点来处理和图像的新理论和新方法。

势能是由相互作用的物体之间的相对位置,或由物体内部各部分之间的相对位置所确定的能。选择不同的势能零点,势能的数值一般是不同的。势能可分为引力势能、重力势能、弹性势能、电势能和核势能等。势能是一个相对量。

2.1 投影与累积投影

投影是指在点光源或是平行光源的照射下物体的影子在投影空间里所成的像。投影能以二维的形式表现出三维物体的特征,在二维成像和三维成像技术中得到了广泛的应用,特别是在医学成像领域得到长足发展,如 X 射线投影成像、CT 的多断面立体成像等。

定义 1 累积投影是指在二值图像中,每一个非 0 像素点取值为 λ , λ 一般取值为 1(后面如无特别说明,像素点的取值均为 1)。图像的下边界和左边界为投影空间,图像的上边界和右边界为平行光源,图像中的每一个值为 λ 的像素投影到下边界和左边界的投影空间。投影到同一投影点的所有像素的 λ 值进行累加称为累积投影。如图 1 所示,图 1(a)为原始二值图,(b)为累积投影。

设图 1(a)用公式表示如下:

收稿日期:2010-07-02 返修日期:2010-10-30 本文受国家部委基金资助。

陈雪松(1976-),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为系统分析与集成、模式识别、特征提取, E-mail: cxs21cn@qq.com.

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} & a_{15} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} & a_{25} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} & a_{35} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} & a_{45} \\ a_{51} & a_{52} & a_{53} & a_{54} & a_{55} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \lambda & 0 & 0 \\ 0 & \lambda & 0 & 0 & 0 \\ \lambda & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda & \lambda & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda & \lambda \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$B_x = (1, 2, 2, 1, 1) \quad (2)$$

$$B_y = (1, 1, 1, 2, 2)^T \quad (3)$$

A 表示图 1(a), B_x 表示 A 在下边界的累积投影, B_y 表示 A 在左边界的累积投影。

2.2 像素势能

定义 2 像素势能是以二值图像的一条边界为势能零点时二值图像中的一个像素到达该边界的垂直像素距离。如图 1 所示, 图 1(c) 表示以下边界为零势能时像素点所具有的势能, 图 1(d) 表示以左边界为零势能时各像素点所具有的势能。

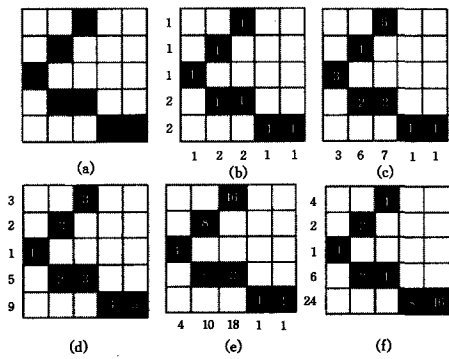


图 1 投影与势能解析图

图 1(a) 为原始二值图, (b) 为累积投影, (c) 为 X 轴的势能投影, (d) 为 Y 轴的势能投影, (e) 为 X 轴的二阶势能投影, (f) 为 Y 轴的二阶势能投影。

图 1(a), (c), (d) 用公式表示如下:

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} & a_{15} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} & a_{25} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} & a_{35} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} & a_{45} \\ a_{51} & a_{52} & a_{53} & a_{54} & a_{55} \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$A_x = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 5 & 0 & 0 \\ 0 & 4 & 0 & 0 & 0 \\ 3 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$A_y = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 4 & 5 \end{pmatrix} \quad (6)$$

A 表示图 1(a), A_x 表示以 A 的下边界为零势能线时像素 $a_{13}, a_{22}, a_{31}, a_{42}, a_{43}, a_{54}, a_{55}$ 具有的势能, 分别是 5, 4, 3, 2, 2, 1, 1, A_y 表示以 A 的左边界为零势能线时像素 $a_{13}, a_{22}, a_{31}, a_{42}, a_{43}, a_{54}, a_{55}$ 具有的势能, 分别是 3, 2, 1, 2, 3, 4, 5。

2.3 累积势能

定义 3 累积势能是二值图像中的所有相对于同一零势

能点的所有像素所具有的势能的和。图 1(c) 最下面一行数据和图 1(d) 最左侧一列数据, 分别表示了 A 在下边界和左边界的累积势能, 用公式表示如下:

$$B_x = (3, 6, 7, 1, 1) \quad (7)$$

$$B_y = (3, 2, 1, 5, 9)^T \quad (8)$$

B_x 表示 A 在对应下边界的 5 个零势能点的累积势能, 分别是 3, 6, 7, 1, 1。 B_y 表示 A 在对应左边界的 5 个零势能点的累积势能, 分别是 9, 5, 1, 2, 3。

2.4 图像势能

定义 4 图像势能是二值图像中所有累积势能的有序序列集合。

定义 5 以二值图像的下边界和左边界为零势能线, 下边界的图像势能和左边界的图像势能合称为二维图像势能。

将图像 A 置于平面坐标系中, 图像可由矩阵 A 表示。

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} \quad (9)$$

$$a_{mn} \in (0, 1), 100 \geq n \geq m > 0, n \in |Z|, m \in |Z| \quad (10)$$

$$X_n = \sum_{i=1}^m a_{in} \cdot i \quad (11)$$

$$Y_m = \sum_{j=1}^n a_{mj} \cdot j \quad (12)$$

$$X = (m, \cdots, 2, 1) A = N A \quad (13)$$

$$Y = A \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ \vdots \\ n \end{pmatrix} = A M \quad (14)$$

$$N = (m, \cdots, 2, 1) \quad (15)$$

$$M = (1, 2, \cdots, n)^T \quad (16)$$

A 表示图像在 $m \times n$ 的矩阵中, 有图案的像素点取值为 1, 非图案的像素点取值为 0, m 和 n 都是正整数, $m \leq n$ 。当像素点 $a_{mn} \neq 0$ 时, 其 y 坐标表示到 X 轴的势能 $X_{mn} = m$, x 坐标表示到 Y 轴的势能 $Y_{mn} = n$ 。 X_n 是第 n 列的像素点在 X 轴的势能之和, X 是横轴上的势能序列。 Y_m 是第 m 行的像素点在 Y 轴的势能之和, Y 是竖轴上的势能序列, N 是矩阵 A 到 X 轴的势能投影矩阵, M 是矩阵 A 到 Y 轴的势能投影矩阵。

3 轮廓势能

轮廓是指二值图像中目标图形的内、外边界线构成的图形。轮廓的形状是目标图形的直观反映。轮廓能直观反映目标图形的形状, 不受光照、色彩、对比度的影响, 旋转、平移、比例缩放、微小形变影响的能力较强。组成轮廓的元素为单像素点, 目标图形的外边界一般为一个单素封闭任意多边形, 称为外轮廓。外轮廓内所包含的图形内边界称为内轮廓。目标图形的内、外轮廓合称为轮廓。

轮廓势能是指目标图像的轮廓所具有的势能, 其计算方法如式(9)~式(16)所示, 图像势能具有记录图像特征的功能, 势能能较好地描述图像的特征, 但是对原始图像求取势能时, 其计算量相对较高, 存储空间相对较大。为了能更好地把势能理论应用到目标特征提取的工作中, 可以先行对目标图像进行轮廓提取, 然后对轮廓进行势能计算, 将轮廓势能作为目标图像的特征进行存储并应用于目标分类、目标识别等工作中。

3.1 图像的二值化

从背景中分离出对象以后,首先对其在像素级进行灰度化处理,这样有利于降低色彩、纹理、对比度等对目标分析的影响,然后利用计算阈值法将灰度图转换成二值图。二值图主要体现了对象的结构特征,对纹理、对比度、亮度等信息不予处理,在目标分类识别中有着广泛的应用前景。在把图片转换成二值图的过程中,最重要的是选取适当的域值来对灰度图进行二值化,从而进一步降低光照、色彩、纹理对目标结构的影响。

计算阈值法是取一个阈值 f ,把目标图像的像素分为大于或等于 f 和小于 f 两类。计算两个类的类间方差 ψ_B^2 和类内方差 ψ_A^2 。然后利用类内方差与类间方差的比 δ ,求出使这个比取最小值时的 f 值,即最优阈值。

$$\delta = \frac{\psi_A^2}{\psi_B^2} \quad (17)$$

为了使 δ 的值最小,要使 ψ_B^2 最大且 ψ_A^2 最小,这里设灰度级的频数为 $Q(i)$,则 f 的计算方法如下:

- i) 计算出图像中的最大灰度值 f_{\max}
- ii) 设 $f=0$
- iii) 求出类内方差和类间方差

$$\psi_A^2 = U_1 \psi_1^2 + U_2 \psi_2^2 \quad (18)$$

$$\psi_B^2 = U_1 U_2 (V_1 - V_2)^2 \quad (19)$$

式中,各参数表示如下:

$$U_1 = \sum_{i=0}^f Q(i) \quad U_2 = \sum_{i=f+1}^{f_{\max}} Q(i) \quad (20)$$

$$V_1 = \sum_{i=0}^f \frac{iQ(i)}{U_1} \quad V_2 = \sum_{i=f+1}^{f_{\max}} \frac{iQ(i)}{U_2} \quad (21)$$

$$\psi_1^2 = \sum_{i=0}^f \frac{(i-V_1)Q(i)}{U_1} \quad \psi_2^2 = \sum_{i=f+1}^{f_{\max}} \frac{(i-V_2)Q(i)}{U_2} \quad (22)$$

- iv) 设 $f=f+1$,返回步骤 iii),直到 f 取最大值 f_{\max}
- v) 找出 δ 最小时对应的 f 值,即最优阈值 f 。

3.2 纠正姿态归一化

计算机捕捉图像是一个随机的过程,各种图像成像捕获设备的分辨率也不相同,对象在图像中是以各种不同的角度和方向呈现出来的。为了保证识别的可靠性,增强目标识别的鲁棒性,需要对二值化处理后的对象进行坐标调整和比例缩放。

首先计算出对象的长轴,使长轴平行于平面坐标系的 X 轴,则短轴平行于 Y 轴。

设对象的二值图为 A ,长为 x_1 ,高为 y_1 ,将坐标 $(0,0)$, $(x_1,0)$, (x_1,y_1) , $(0,y_1)$ 所围成的矩形以直线 $X=x_1/2, Y=y_1/2$ 划分成 4 个等面积的矩形 $S(0,0), S(x_1/2,0), S(x_1/2, y_1/2), S(0,y_1/2), \text{MIN}(S_1, S_2, S_3, S_4)$

对 A 进行相应的变换使 S_1 的骨架点最少。

$$S_1 = \text{MIN}(S_1, S_2, S_3, S_4): A=A$$

$$S_2 = \text{MIN}(S_1, S_2, S_3, S_4): A=\text{以 } X_1=x_1/2 \text{ 进行 } 180^\circ \text{ 旋转}$$

转

$$S_3 = \text{MIN}(S_1, S_2, S_3, S_4): A=\text{以 } X_1=x_1/2 \text{ 进行 } 180^\circ \text{ 旋转后,以 } Y=y_1/2 \text{ 进行 } 180^\circ \text{ 旋转}$$

转

$$S_4 = \text{MIN}(S_1, S_2, S_3, S_4): A=\text{以 } Y=y_1/2 \text{ 进行 } 180^\circ \text{ 旋转}$$

转

3.3 比例缩放归一化

由于取景的大小和分辨率的不同,图像的大小也不同。

为便于特征比较,需要进行比例的缩放。这里选用长轴为标准,将图像缩放到长为 $x_2=q$ 个像素。 $y_2=y_1(x_2/x_1)$ 。其中 x_1 是原始图像的长, y_1 是原始图像的高, x_2 是图像比例缩放后的长, y_2 是比例缩放后的高。

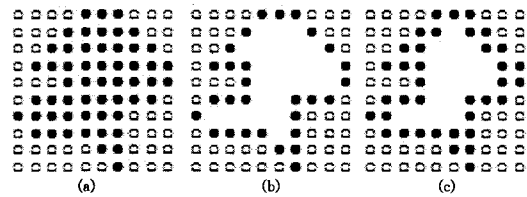
3.4 轮廓的提取

为了得到目标图像的清晰轮廓,这里采用二值数学形态学中的腐蚀运算相关理论进行轮廓提取。二值数学形态学中的运算对象都是集合,因此可以对腐蚀进行数学描述如下。

腐蚀的数学定义为:设 A, B 是欧氏空间 E 中的两个子集, A 被 B 腐蚀记为 $A \ominus B$,定义为

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \cap A^c \neq \emptyset\} \quad (23)$$

式中, \emptyset 为空集, A 为待处理图像, B 为结构元素,表示 B 在空间中的平移。 A 被 B 腐蚀是所有结构元素的点位置的集合,其中平移的 B 与 A 的背景并不叠加。结构元素 B 的选取是轮廓提取的关键因素。如图 2 所示,图 2(a) 是图像 A 的原始图,图 2(b) 是采用结构元素 B 为图 3(a) 时进行腐蚀的轮廓图,图 2(c) 是采用结构元素 B 为图 3(b) 时进行腐蚀的轮廓图。图 3(a) 是原点为 0 的四邻域结构元素,图 3(b) 是原点为 0 的 8 邻域结构元素。



(a) 原始图像的数字表示;(b) 结构元素为 4-邻域腐蚀后的轮廓;
(c) 结构元素为 8-邻域腐蚀后的轮廓

图 2 二值图轮廓提取方法对比图



(a) 原点为 0 的 4-邻域结构元素;(b) 原点为 0 的 8-邻域结构元素

图 3 结构元素解析图

如图 2 所示,采用 4 邻域的结构元素进行数学形态学腐蚀计算所得到的图像轮廓优于采用 8 邻域结构元素计算的结果。因此,后面的仿真试验中采用 4 邻域结构元素进行目标轮廓提取。

图 4 是 3 种原始样本图像经图 3(a) 结构元素腐蚀后得到的轮廓图。

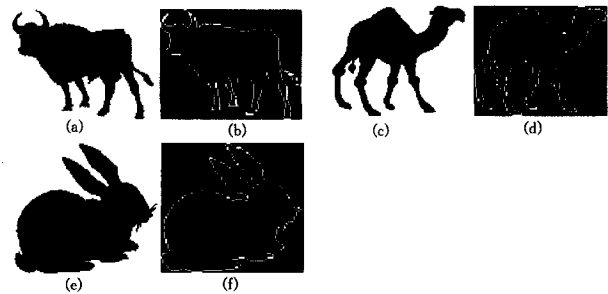


图 4 原始图与轮廓图

3.5 轮廓势能

定义 6 轮廓势能是二值图像的轮廓中所有累积势能的有序序列集合。

定义 7 以二值图像轮廓的下边界和左边界为零势能

线,下边界的轮廓势能和左边界的轮廓势能合称为二维轮廓势能。

将图像轮廓 A 置于平面坐标系中,图像轮廓可由矩阵 A 表示:

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} \quad (24)$$

$$a_{nm} \in (0, 1), 100 \geq n \geq m > 0, n \in |Z|, m \in |Z| \quad (25)$$

$$Xn = \sum_{i=1}^m a_{in} \cdot i \quad (26)$$

$$Ym = \sum_{j=1}^n a_{mj} \cdot j \quad (27)$$

$$X = (m, \cdots, 2, 1)A = NA \quad (28)$$

$$Y = A \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ \vdots \\ n \end{pmatrix} = AM \quad (29)$$

$$N = (m, \cdots, 2, 1) \quad (30)$$

$$M = (1, 2, \cdots, n)^T \quad (31)$$

A 表示轮廓在 $m \times n$ 的矩阵中,有轮廓的像素点取值为 1,非轮廓的像素点取值为 0, m 和 n 都是正整数, $m \leq n$ 。当像素点 $a_{nm} \neq 0$ 时,其 y 坐标表示到 X 轴的势能, $X_{nm} = m$, x 坐标表示到 Y 轴的势能, $Y_{nm} = n$ 。 Xn 是第 n 列的像素点在 X 轴的势能之和, X 是横轴上的轮廓势能序列, Ym 是第 m 行的像素点在 Y 轴的势能之和, Y 是竖轴上的轮廓势能序列, N 是矩阵 A 到 X 轴的势能投影矩阵, M 是矩阵 A 到 Y 轴的势能投影矩阵。

3.6 轮廓势能的优点

运用数学形态学方法提取目标图像轮廓的方法得到的目标轮廓具有唯一性,且在图像发生平移、旋转、缩放、反转等动作时,其唯一性保持不变。图像轮廓在进行势能特征提取之前所进行的姿态纠正、规一化和比例缩放等预处理操作保证了轮廓势能的唯一性。

轮廓势能是将图像势能理论应用到图像轮廓中去,能够较好地表现图像特征,运算简单,存储方便。轮廓势能是对目标图像整体轮廓的描述,它避免了目标图像局部特征提取的不完整性和不准确性。

轮廓势能能把原始图像的目标以轮廓的方式提取出来,使目标图像以轮廓的形式表现,降低了图像的复杂度,同时运用势能理论以两个势能向量的形式保存目标图像,将二维图像转换成两个一维向量,同样降低了计算复杂度。

4 实验

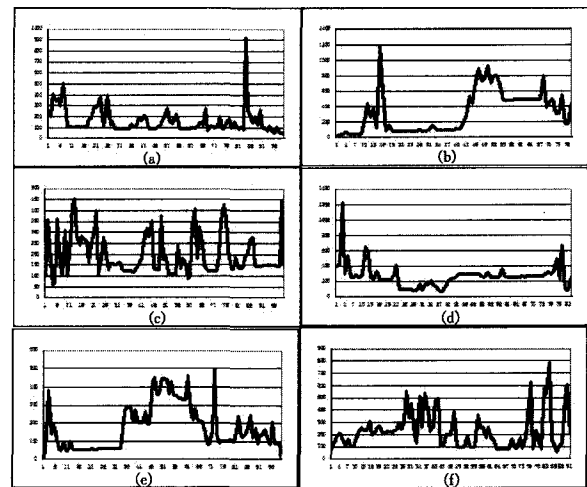
4.1 轮廓势能区分度实验

轮廓势能可以用来描述目标图像的特征,但是要用在数字识别上,还要比较不同数字和相近数字的轮廓势能折线是否有明显区分度。否则,不宜用来进行数字的特征描述和数字识别。如表 1 所列,用黑体加粗阿拉伯数字 0-9 进行仿真实验,可见其在 Y 轴上的一维轮廓势能折线图各具特色,互不相同也不相近,具有很好的区分度,能够用来分类与识别数字,可以用轮廓势能表现图像特征。

图 5 表现的是对图 4(b),(d),(f) 3 幅轮廓图像进行二维势能运算得到的二维轮廓势能折线图,图 5(a),(b) 对应图 4(b) 在 X,Y 方向的二维轮廓势能折线,图 5(c),(d) 对应图 4(d) 在 X,Y 方向的二维轮廓势能折线,图 5(e),(f) 对应图 4(f) 在 X,Y 方向的二维轮廓势能折线。从图 5 所示的 3 个动物轮廓的二维势能折线图可以发现对于非数字类的各种复杂图形,其轮廓势能同样可以得到很好的区分度,而且各具特色,可以把轮廓势能应用到特征提取和目标分类中。

表 1 数字图像与一维势能折线图对照表

contour	1-D potential energy	contour	1-D potential energy



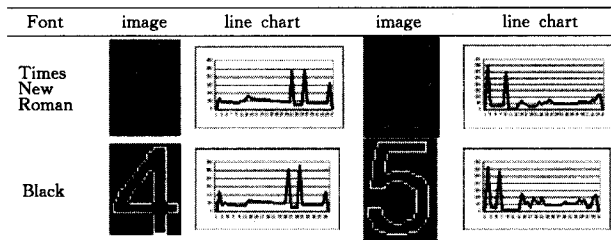
(a)、(b) 是牛的轮廓在 X,Y 方向的势能折线图;(c)、(d) 是骆驼的轮廓在 X,Y 方向的势能折线图;(e)、(f) 是兔子的轮廓在 X,Y 方向的势能折线图。

图 5 动物二维势能折线图

4.2 轮廓势能相似度实验

不同对象的轮廓势能具有显著的区分度,这是把轮廓势能应用到目标识别分类器中的必要条件。但是,同一类目标或同一目标发生平移、旋转、微偏转、缩放时,其轮廓势能是否有很好的相似度则影响到目标识别的准确率、识别率、误判率等。表 2 是相同数字不同字体的一维轮廓势能折线图相似度比较,可以看到对两种不同字体的同一数字进行轮廓势能运算得到的势能折线图具有极大的相似度。这种相似度可以有效提高目标识别的准确率。

表2 相同数字不同字体的一维轮廓势能折线图相似度比较



只对数字不同字体的轮廓势能具有较高的相似度是不够的,轮廓势能需要应用到其它领域,还需要进一步的实验证明。图6给出了一组具有5度偏转幅度的飞机3D模型,运用轮廓势能方法运算得到的图7(a)-(d)对应轮廓图6(c)、(f)、(i)、(l)具有的轮廓势能折线图。图7展现了具有微小偏转的同一目标的势能折线具有极大的相似度。轮廓势能可以有效识别出目标图像。

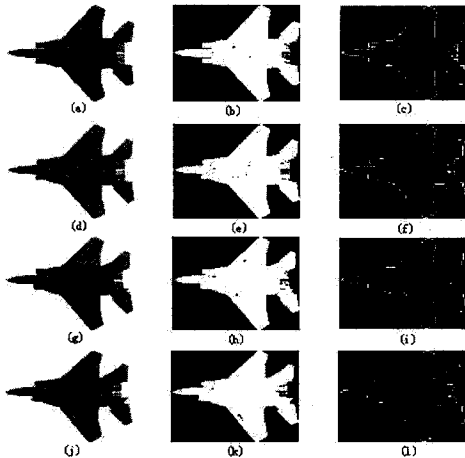


图6 有5度偏转的飞机模型和轮廓图

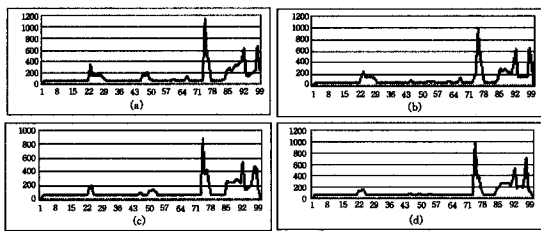


图7 相似度极大的势能折线图

(上接第261页)

两个概念在形式语言、图半群、图论以及字组合等学科之间架起了一座立交桥,以上这些理论通过这座立交桥可以相互渗透,共同发展。本文提出4个开问题,对这4个开问题的回答将会形成新的、有趣的研究课题。

参考文献

- [1] Du Ding-zhu, Ko Ker-I. Problem solving in Automata, languages and complexity[M]. New York: Wiley&Sons, 2001
- [2] 堵丁柱,师海忠. 图的可重构的充要条件[J]. 科学通报, 1997, 42(16): 1719-1721
- [3] 师海忠, 祁永谨. 图半群[J]. 西北师范大学学报: 自然科学版, 1991, 27(2): 17-23
- [4] Peterson J. Petri Net Theory and the Modeling of Sciences[M]. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1981
- [5] Hack M. Petri Net languages [R]. Computation Structures Group Memo 124, Project MAC. Cambridge, Massachusetts: Massachusetts Institute of Technology, 1975

结束语 经实验证明,势能理论是一种较好的目标特征提取和分类的方法。把势能理论应用到轮廓特征中,能有效区分不同种类目标,又能较好地抵抗由于目标图像发出平移、旋转、微偏转等不良因素带来的对识别率的影响。轮廓势能方法可广泛应用于航空、医疗、交通、军事领域关于图像处理的工作中。一维轮廓势能和二维轮廓势能分别适合应用到哪些类型的目标图像中,还有待进一步研究。

参考文献

- [1] 陈振学,刘成云,常发亮. 基于生物视觉显著性的车辆车型识别[J]. 计算机科学, 2010, 37(2): 207-208
- [2] Yi-fei Z, et al. Medical Image Retrieval Method Using Boundary Shape Feature[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2010, 31(1): 134-137
- [3] 周涛,张艳宁,袁和金. 基于聚类分析和集成神经网络的序列图像多目标识别算法[J]. 计算机科学, 2009, 36(3): 215-219
- [4] Yu Li, Wang Run-sheng. Shape Representation Based on Mathematical Morphology[J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26: 1354-1363
- [5] Yu Li, Wang Run-sheng, Fangjian H. Shape Detection Based on Mathematical Morphology [J]. Optical Engineering, 2005, 44(12): 127-203
- [6] Gonzalez R C, Woods R E, Eddins S L, et al. Digital Image Processing Using MATLAB. 2004[M]. Prentice Hall: NJ, 2004
- [7] Xue-zhi W, et al. Improved Algorithm of Wavelet Feature Extraction and Its Application[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2009, 30(2): 336-340
- [8] Li Z, Li Y, Xiao L. The character characteristic extraction based on projection characterist and wavelet analysis[J]. Journal of Shandong Jianzhu University, 2007, 3(22): 247-251
- [9] Ping Z, Guangyao O. The signal characteristics extraction techniques based on fractal geometry and their applications[J]. Journal of Naval University of Engineering, 2001, 13(1): 1-7
- [10] Gonzalez R C, Woods R E, et al. Digital Image Processing (2nd ed)[M]. Prentice Hall: NJ, 2002
- [11] 雷宝权,杨丽华,程咏梅. 基于 SVM 与颜色/纹理组合特征的景物识别算法[J]. 计算机科学, 2009, 36(10): 274-276

- [6] Bondy J A, Murty U S R. Graph Theory with Application[M]. New York: Elsevier, 1976
- [7] Howie J M. An Introduction to Semigroup Theory[M]. London: Academic Press, 1976
- [8] 师海忠. 图半群的度向量[J]. 西北师范大学学报: 自然科学版, 1991, 27(4): 12-14
- [9] 师海忠. 完全图半群和连通图半群[J]. 西北师范大学学报: 自然科学版, 1994, 30(4): 23-27
- [10] Hopcroft J, Ullman J. Introduction to Automata Theory, Languages and Computation[M]. American: Addison-wesly Publishing Company, 1979
- [11] 蒋昌俊,刘关俊. Petri 网语言的 Pumping 引理[J]. 计算机学报, 2006, 29(2): 274-278
- [12] Lallement G. Semigroups and Combinatorial Applications[M]. New York: John Wiley&Sons, 1979
- [13] 蒋宗礼,姜守旭. 形式语言与自动机理论[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003
- [14] 高随祥. 图论与网络流理论[M]. 北京: 高等教育出版社, 2009