55-5714

基于纹理特征与 BP 神经网络的一类图像检索*

A Kind of Image Retrieval Method Based on Texture Features and BP Neural Networks

戴青云 余英林 TP 39 4 (华南理工大学通信与电子工程系 广州 510641)

Abstract In view of texture-based image retrieval a kind of image retrieval method is proposed in this paper which extracts and selects texture features based on the co-occurrence matrix and then classifies them with BP Neural Networks. Experiments results show that this method is very effective for retrieving a series of images of numbers in vehicle license plates

Keywords Temare-based image retrieval, the Co-occurrence matrix. Texture analysis. BP neural networks

1 引言

随着网络通信及多媒体技术的发展,特别是因特网的广泛应用,图像作为一种越来越重要的信息载体得到了广泛的应用。融合图像理解技术,直接针对静止图像或视频帧的图像特征进行处理,在高度信息化的今天,已成为内容图像库中图像信息组织和管理不可缺少的技术。

对于通用的静止图像,用于检索的特征主要有:颜色、纹理、形状、草图等^[2],其中,颜色相对于几何特征而言,具有旋转不变性和尺度不变性,在基于内容的图像检索中是使用最广泛的特征之一^[3];形状是刻画物体的本质特征之一,因此利用形状来检索可大大提高检索的准确性和效率;纹理是图像物体表面灰度变化内容的特征,作为图像的一个重要特征,纹理也是基于内容图像检索的主要线索^[4,5]。目前国内外很多学者正在上述三方面展开广泛、深入的研究。

数字图像中的纹理是相邻像素的灰度或颜色的空间相关性或是图像灰度和颜色空间位置变化的视觉表现,可表现为;边缘、形状、条纹、色块等等。图像或物体的纹理或纹理特征能反映图像或物体本身的属性,检测图像间纹理的相似性是判断图像是否相似的一个重要手段。利用纹理特征进行图像检索是一种非常有效的手段。基于纹理特征的检索的基本思想是;用数学或信息论的方法提取出纹理特征,即将图像灰度或颜色空间的总体或各个侧面用数字特征来表征,然后用纹理分析方法检测出纹理基元和获得有关纹理基元排列

分布方式的信息。

纹理分析方法大致可分为统计方法和结构方法、统计方法可分为空间域方法和变换域方法。其中空间域法又称统计方法,是基于统计图像灰度级的分布情况,直接分析图像的灰度变化规律。如利用直方图的统计特征、边缘方向直方图特征;图像自相关函数法;灰度共生矩阵法;灰度-梯度共生矩阵法等。变换域方法首先将图像变换到变换域中,然后抽取相应的特征如:傅立叶变换法;余弦变换法;小波变换法等。

本文采用灰度共生矩阵提取图像的纹理特征,然后采用 BP 神经网络方法对提取到的纹理的特征进行分类,并在此基础上通过纹理特征的相似性匹配度量进行检索,最后介绍针对一组车牌图像的实验结果。

2 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵是研究图像中两个像素灰度级联合分布的统计形式,因此能很好地反映纹理中灰度级空间相关性的规律。

设数字图像 $f(t,t_2)$ 的大小为 $M \times N$, 灰度级数为 L,则灰度共生矩阵的定义为 $^{[s]}$:从某个灰度级为 $f(f(t,t_2))=I(1)$ 的像素点 $(i1=0,1,2,\cdots,L-1)$ 到离开某个 固定位置 $\delta=(Dx,Dy)$ 的灰度级为 I2(f(m,n)=I2) 像素点 $(i2=0,1,2,\cdots,L-1)$ 的概率:

 $P_*(i1.12)(i1.12=0.1.2.......L-1)$ (1) 其中 I1.12分别对应灰度共生矩阵 P 的行和列,P 是一个对称方阵。可见,灰度共生矩阵实际上是灰度直方图的推广,即一对对灰度级的直方图。

^{*)}本项目受国家自然科学基金69772026资助

定义 DX,DY 的取值范围分别为·一M+I---M +1,-N+1--N+1,因此应有(2M+1)*(2N+1) 个共生矩阵,每个矩阵的维数则是 L * L,对灰度图像, 灰度级一般为256,如图像大小为256 * 256则信息量太 大,为此,首先需对原图像进行灰度变换,将图像灰度 级用直方图均衡的方法降为32或16级左右的灰度图 像,即可大大减少计算量,其次,根据所研究的车牌图 像的纹理特征,对 DX,DY 只取以下四种情况:

$$(DX=d,DY=0)$$
 $(DX=0,DY=d)$
 $(DX=d,DY=d)$ $(DX=-d,DY=d)$

即在东西方向、南北方向、西北-东南方向、东北-西南 方向上研究图像灰度级的联合分布(计算灰度级为11、 12.相隔距离为 d 的两个像囊出现的概率)。

对于东西方向的定义为:

$$P_{H} = P(II, I2, d, 0) = \begin{cases} \begin{bmatrix} (i, j)(m, n) \end{bmatrix} \in \\ & \\ [(M > N)(M > N)] \end{cases} \begin{cases} i - m = 0, j - m = d \\ & \\ f(i, j) = II, f(m, n) = I2 \end{cases}$$
(2)

对于南北方向的定义为:

$$P_{H} = P(l1, l2, 0, d) = \begin{cases} [(t, j)(m, n)] \in \\ [(M \times N)(M \times N)] / f(t, j) = l1, f(m, n) = l2 \end{cases}$$

其中()表示统计集合中像素对的数目。同理可给 出西北-东南方向、东北-西南方向的定义。

得到灰度共生矩阵后、即可得到关于图像纹理的 粗细,走向等方面的信息。

3 数字特征量的提取

虽然灰度共生矩阵能揭示图像中纹理的规律,但 是其信息量太大,所以不能直接作为图像检索的数字 特征,因此有必要在灰度共生矩阵的基础上定义一些 有明显物理意义的、能对纹理的"粗细"、"走向"进行定 量描述的数字特征。1979年,Haralick 从灰度共生矩阵 提出了14个代表纹理的数字特征[7],在此选用如下4个 用于纹理分析数字特征 Q1、Q2、Q3、Q4、定义分别如 下:

$$Q1 = \sum_{n} \sum_{n} P(I_1, I_2)^2 \tag{4}$$

$$Q2 = \sum_{ij} \sum_{l2} (l1 - l2)^2 P(l1, l2)$$
 (5)

$$Q3 = \sum_{l_1} \sum_{l_2} P(l_1, l_2) \lg(P(l_1, l_2))$$
 (6)

$$Q3 = \sum_{l} \sum_{l} P(l1, l2) \lg(P(l1, l2))$$

$$Q4 = (\sum_{l} \sum_{l} (l1 - l2) P(l1, l2) - u1u2) / (\sigma I \sigma 2)$$
(7)

其中
$$uI = \sum_{i} II \sum_{i} P(I1,I2);$$

 $u2 = \sum_{i} I2 \sum_{i} P(I1,I2);$
 $\sigma I = \sum_{i} (I1 - uI)^{2} \sum_{i} P(I1,I2);$
 $\sigma 2 = \sum_{i} (I2 - u2)^{2} \sum_{i} P(I1,I2)$

根据上述定义,Q1是表示纹理一致性的统计量; Q2是表示纹理反差的统计量:Q3是表示纹理熵的统计 量;Q4是表示纹理灰度相关性的统计量。P 为规范化 共生矩阵(将灰度共生矩阵中的各元素除以矩阵中全 部元素和1。

结合待检索图像的特点。可先在东西方向灰度共 生矩阵的基础上提取出上述4个数字统计量 QI、Q2、 Q3、Q4、再在南北方向的灰度共生矩阵的基础上提取 出上述4个数字统计量 Q5、Q6、Q7、Q8形成待检索图 像的特征向量[Q1 Q2 Q3 Q4 Q5 Q6 Q7 Q8],

4 BP 神经网络纹理特征分类

纹理的检索与纹理的分类有着密不可分的联系, 针对不同系统的应用要求在纹理检索的实现中往往采 用不同的纹理识别技术。纹理识别技术属于模式识别 的范畴,本文采用灰度共生矩阵提取纹理特征,所以采 用统计方法进行分类识别。统计模式识别是基于统计 数学的方法,以若干特征参数将模式表达为特征空间 的向量,用判决函数进行分类,其关键是特征提取与选

分类器设计是模式识别的重要内容,传统的几何 分类器解决的就是基于贝叶斯决策函数或最小风险准 则的统计模式分类问题。这些分类器需要预先知道模 式样本的统计分布或风险函数,或由给定的模式样本 数据进行非参数密度估计,然后由所得的概率模型来 建立不同类别的判决函数。但在样本数据改变后,所形 成的决策函数需要重新计算,不适于要求实时分类的 场合,所以传统的模式识别方法所面临的一个突出的 问题就是在模式识别中如何用并行处理的方式解决不 确定性的问题。

人工神经网络具有类似人的学习、归纳与分类的 能力,且具有并行分布式存储的结构,可以实现基于模 式样本的几何分类,使用超平面或超曲面将不同类别 的模式分类出来,同时完成特征提取与识别[1]。结合车 牌识别的应用实例,采用误差逆传播神经网络(BP网 络)对从灰度共生矩阵提取出的特征向量进行分类。

BP 网络是三层前馈网络,即输入层、隐含层和输 出层,各层之间实行全连接。网络学习过程如下:

输入层 用从灰度共生矩阵中提取出的纹理特征 向量作为输入模式向量,网络输入层各个单元对应于

输入模式向量的各个元素。输入模式向量为一

 $Q_i = (Q_1, Q_2, \cdots, Q_n)(k=1, 2, \cdots, m, m)$ 待检索 图像数,n= 输入层单元个数)

中间层 中间层各单元的输入为:

$$S_i = \sum_{j=1}^n w_{i,j} a_j - \theta_j (j=1,2,\cdots,p)$$

其中 w_0 :输入层到中间层的连接权; θ :中间层单元的 阈值;P:中间层单元个数; α :代表输入向量 Q

隐含层、输出层均选用S函数(sigmoid 函数)型变换函数来进行非线性映射,隐含层的输出为:

$$b_j = f(S_j) = 1/(1 + e^{-S_j}) = 1/(1 + e^{-\sum_{i=1}^{n} w_i p_i + \theta_i}),$$

$$(j = 1, 2, \dots, p)$$

输出层 输出层各单元的输入为: $L = \sum_{i=1}^{r} v_{x} \cdot b_{i}$ $-\gamma_{i}, (t=1,2,\cdots,q)$; 输出层各单元的输出为: $C_{i}=f$ (L_{i})

误差逆传播:设对应输入图像模式的希望输出向量为: $Y_1 = (y_1, y_2, \dots, y_s)$,q为输出层单元数、

输出层各单元的校正误差为:

$$d_t^k = (y_t^k - C_t^k) f'(L_t), (t=1,2,\dots,q,k=1,2,\dots,m)$$

中间层各单元的校正误差为:

$$e_{j}^{i} = \left[\sum_{i=1}^{q} v_{j} \cdot d_{i}^{k}\right] f^{j}(S_{j}), (j=1,2,\cdots,p; k=1,2,\cdots,m)$$

得到校正误差 direl 后,沿反方向按下式调整输出层至中间层间的连接权,以及各单元的输出阈值。

$$\Delta v_{ji} = a \cdot d_i^k \cdot b_j^k; \qquad \Delta Y_i = a \cdot d_i^k$$

$$\Delta w_{ii} = \beta \cdot e_j^k \cdot e_i^k; \qquad \Delta \theta_i = \beta \cdot e_j^k$$
其中: $0 < \beta < 1$, $i = 1, 2, \dots, n$; $j = 1, 2, \dots, p$; $k = 1, 2, \dots, m$; $t = 1, 2, \dots, q$.

训练 即根据教师示教的希望输出与网络实际输出的误差调整连接权的过程。用希望输出模式代表待检索图像的输入模式,随着"模式顺传播"和"误差逆传播"过程的反复进行,网络的实际输出渐渐向各自所对应的希望输出逼近。

5 算法及实验结果

在车牌识别系统中,车牌识别的过程如下:采集车牌一实时分割车牌一建立车牌图像数据库一检索一识别车牌等步骤。其中在实时分割车牌的过程中,由于种种原因、会出现误分割、因此在建立的图像数据库中含有非车牌图像数据,因此在对车牌进行分析识别前首先需对图像数据库进行检索、归类。本文结合车牌图像的纹理特点,通过灰度共生矩阵提取每幅车牌图像的纹理特征向量,然后用 BP 神经网络对提取到的纹理的特征进行分类,结合纹理特征的相似性匹配度量准则,即可完成在车牌图像数据库中对有效车牌的检索

任务。

我们用实时分割到的1000幅车牌图像作为实验用图像数据库,其中包含有车牌、不完整车牌、误分割非法车牌等内容。

现采用在东西方向灰度共生矩阵的基础上提取出上述4个数字统计量 Q1、Q2、Q3、Q4、与在南北方向的灰度共生矩阵的基础上提取出上述4个数字统计量 Q5、Q6、Q7、Q8合成待检索图像的特征向量[Q1 Q2 Q3 Q4 Q5 Q6 Q7 Q8]。

BP 网络的结构是:输入神经元的个数 n=8,隐层神经元个数 p=8,输出神经元个数 t=2.最大训练数 $\max - epoch = 10000$,误差指标 err-goal = 0.01,学习率 t=2。根据实验要求可选择输入模式对数 m=24(子图象数据库大小)。

在奔腾586-166微机上用 VC6.0编程实验,目的是为了将图像数据库中由于误分割产生的图像排除掉,得到由完整的车牌图像构成的图像数据库,以便完成后续车牌识别或其它形式的检索任务。

用上述方法对属于完整车牌的图像进行检索,得到了非常好的分类结果,

除此之外,表示纹理特征的特征向量可以有许多不同的构成方法。如: 先用边缘检测算于对每幅图像进行边缘检测,得到边缘图像。然后由水平边缘图像的灰度共生矩阵提取纹理特征 Q1,Q2,Q3,Q4,由垂直边缘图像的灰度共生矩阵提取纹理特征 Q5,Q6,Q7,Q8,然后由 Q1,Q2,Q3,Q4,Q5,Q6,Q7,Q8构成代表纹理特征的特征向量,还可先对图像施加小波变换,然后提取纹理特征,也可得到相近的实验结果。

结论及后续的工作 由于在所采集到的产品图像中、车牌部分所具有的纹理特征比较明显,且与车身及背景的纹理特征有较大的区别,而灰度共生矩阵能很好地反映纹理中灰度级空间相关性的规律、所以利用灰度共生矩阵求出的特征向量能很好地刻画出车牌图像的纹理特征。我们对车牌图像,用本文中的算法进行实验,取得了较好的研究效果,进一步还可实现对某一类车牌号进行检索。说明该方法是行之有效的,对基于纹理分析的图像检索具有一定的普遍意义,但是,用灰度共生矩阵提取纹理特征这一算法仍有如下缺点:

- (1)该算法比较复杂、特别是特征量的计算方法复杂、所以运算速度较慢;
- (2)用 BP 神经网络对所提取到的特征量进行分 类训练时,网络不易收敛,且易陷入局部极小。
 - (3)隐层神经元的个数需凭经验选定;
- (4)特征量的选择与应用实际情况有关、算法不一 定具有通用性。

(下轉第49頁)

5 仿真结果

本文仿真实验是在一台 Pentrum 1 350 64M 的 PC 机进行的。DAG 图是随机生成的。算法的主要参数 有:解的群体规模为10,用于模拟算法[1]的杂交和变异 概率分别为1.0和0.05,本文中迁移概率分别为0.5,算 法的最多迭代代数为1000代。算法中都采用了精英策 略来保证最优解的非单调下降性,算法如果连续100代 没找到更好的解,则认为算法基本收敛、算法终止。 DAG 图是任意生成的,每个节点有1至4个后继,估计 运行时间为1至50间的随机数,当算法能收敛时,运行 时间通常在2秒种以内,模拟结果见表1。表中的进化代 数是五次运行的平均代数,在表1所列的数据中,有三 种情况,本文算法找到了最优解。这三种情况是:20个 任务在3个和4个处理机上的调度,30个任务在4个处理 机上的调度。图4给出了基于3个处理机的分配与调度 算法收敛的静态性能曲线图,列出了算法在不同进化 代时所找到的最优解。

从表1中可以看出,本文算法比文[1]算法能找到更好的解,收敛速度在大多数情况下也较之有优势。这其中的主要原因有两点:一是启发式有序杂交算子,对杂交点的选择没有了限制,更具通用性,同时又引入了领域知识的启发式方法,因而有更强的搜索能力;二是迁移算子在相当程度上更能挖掘系统中的并行性,减少了因同一处理机串行执行必须的等待时间。

结论 应用遗传算法求解任务分配与调度问题,首先要确定合适的知识表示。其次,在知识表示的基础上,当问题空间与知识表示空间不一致时,要解决遗传算子引起的非法解问题。适当地引入领域知识的启发式方法,对问题求解是有帮助的。仿真实验结果表明,本文提出的遗传算子,对任务分配与调度问题是比较

有效的。

进一步要研究的是、若考虑处理机处理能力的差异并且考虑数据传输的路由和数据量的大小,如何进行任务分配与调度,更现实的问题是,对于实用系统,系统中的任务到达是不可预测的动态过程,这样,对任务的分配与调度、也会是一个动态过程,静态调度是不行的。如何在同构或异构系统中,做到对任务的动态分配与调度,探索自适应的任务调度技术,已经成为一个十分重要的研究方向,

插文考金

- 1 Hou E S H. Ausari N. Genetic Algorithm for Multiprocessor Scheduling. IEEE trans on parallel and distributed systems. 1994,5(2), 113~120
- 2 Freund R F, Siegel H J Heterogeneous Processing, IEEE Comput. 1993, 26 (June) 13~17
- Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning Addison-Wesley Publishing Company, Inc. 1989
- 4 Kasahara H. Naruta S. Practical Multiprocessor Scheduling Algorithms for Efficient Parallel Processing, IEEE trans. on Computers, 1984. C-33(11), 1023~1029
- 5 Ahmad I, Dhodhi M K. Multiprocessor Scheduling in a Genetic Paradigm parallel computing, 1996, 22:395~406
- 6 Holland J H. Adaptation in Natural and Artificial Systems. Univ. of Michigan Press, 1975
- 7 Wang Let al Task Matching and Scheduling in Heterogeneous Computing Environments Using a Genetic-Algorithm-Based Approach. Jour. Of Parallel and Distributed Computing, 1997, 47(1), 8~22
- B Zhong Quari-Chen Huowang, Generic Operators in Multiprocessor Scheduling. In: The Forth Interl. Symposium On Future Software Technology, Nanjin, Oct. 1999
- 9 Wu Shao-Yan, Xu Zhou-Qun, A Heuristic Policy for Constructing Crossover in Genetic Algorithms, Chinese J. Computers, 1998, 21(11), 1003~1008
- 10 Kwok Yu-Kwong, Ahmad Ishfaq. Efficient Scheduling of Arbitrary Task Graphs to Multiprocessors Using a Parallel Genetic Algorithm. J. Parallel and Distributed Computing, 1997, 47(1):58~77

(上接第57頁)

此外,在利用纹理特征的同时,如能进一步将颜色、形状等特征及小波变换等方法结合起来,必将取得更好的检索结果。

参考文献

- 1 白雪生,徐光佑,基于内容的图像检索及其相关技术的研究,机器人,1997,19(3);231~240
- 2 徐晖、廖孟扬、医学图像数据库中基于图像内容查询的研究、计算机工程与应用、1991(Jan):52~54
- 3 李国輝,柳伟,曹莉华 一种基于颜色特征的图像检索方法 ,中国图像图形学报,1999、4A(3):248~251
- 4 Manjunath B S. Ma W Y. Texture Features for Browsing

- and Retrieval of Image Data, IEEE PAMI, 1996, 18(8)- $837 \sim 841$
- 5 Cascia M laket al. Combining Texture and Visual Cues for Content-based Image Retrieval on the World Wide Web. IEEE Workshop on Content-based Access if Image and Video Libraries, June 2nd, 1998 Kenneth, R. Castleman, Digital Image Processing, Prentice Hall, 1998
- 6 余英林,数字图像处理与模式识别,华南理工大学出版社, 广州、1994,150~200
- 8 会英林、李海洲、神经网络与信号分析、华南理工大学出版 社、1396、10~100