

Edgeflow 数字图像边缘检测

宋顶利^{1,2}, 杨炳儒¹, 于复兴³

(1 北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083; 2 河北理工大学 理学院, 河北 唐山 063000;

3 河北理工大学 计算机与控制学院, 河北 唐山 063000)

摘 要: 在对数字图像的处理中, 边缘检测是其重要内容. 常用的图像边缘检测方法, 如检测梯度的最大值法, 检测二阶导数的零交叉点法, 统计型方法以及小波多尺度边缘检测法等, 都存在难以确定合理的参数阈值的问题. 由此提出了 Edgeflow 方法, 综合了亮度、纹理和相位等各种图像特征信息, 以方向相反的边缘流相遇的位置确定对象的边缘, 解决了传统基于边缘的图像分割算法难以确定合理阈值的问题. 论述了基于边缘流图像分割算法的原理, 对该算法进行了调整, 并设计出一套预测编码模型来实现. 实验结果表明: Edgeflow 方法参数调整少, 检测效果好.

关键词: Edgeflow; 边缘检测; 统计特征

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)04-0081-06

Edgeflow Digital Image Edge Detection

SONG Ding-li^{1,2}, YANG Bing-ru¹, YU Fu-xing³

(1 School of Information Engineering, University of Science and Technology, Beijing 100083, China;

2 College of Sciences, Hebei Polytechnic University, Tangshan 063000, China;

3 College of Computer and Automatic Control, Hebei Polytechnic University, Tangshan 063000, China)

Abstract: In digital image processing, edge detection is an important content. Commonly used edge detection methods, such as the method of detection the maximum gradient, the method of detection the second derivative of the zero-crossing point, statistical-based method and wavelet multiscale edge detection method, etc., there is difficulty to determine the parameters of reasonable threshold. The Edgeflow method synthesizes the brightness, texture and phase characteristics of a variety of image information to meet the opposite direction of the edge of streams to determine the location of the edge of an object, it solved the problem that the threshold value of the traditional image segmentation algorithm based on the edge is difficult to determine. This paper discusses the principle of image segmentation algorithm based on edge flow, adjusts the algorithm and designs a predictive coding model to achieve. The results show that: Edgeflow method adjusts parameter less and detection effect is better.

Key words: edgeflow; edge detection; statistical characteristics

1 引言

边缘检测与图像分割是数字图像处理中的重要内容. 边缘是图像的最基本特征, 所谓边缘, 是指周围像素灰度有阶跃变化或屋顶变化的那些像素的集合. 边缘与图像中物体的边界有关但又是不同的. 边缘反映的是图像灰度的不连续性. 边缘在边界检测、图像分割、模式识别、机器视觉等方面有很重要的作

用. 边缘是边界检测的重要基础, 也是外形检测的基础. 常见的边缘点有三种: 第一种是阶梯形边缘, 即从一个灰度到比它高好多的另一个灰度; 第二种是屋顶型边缘, 它的灰度是慢慢增加到一定程度然后慢慢减小; 还有一种是线性边缘, 它的灰度从一级别跳到另一个灰度级别之后然后回来^[1]. 边缘检测主要是图像的灰度变化的度量、检测和定位. 传统的边缘检测的方法主要有以下几种^[2]:

收稿日期: 2010-06-18; **修回日期:** 2010-09-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(60875029)

第一种,检测梯度的最大值.由于边缘发生在图像灰度值变化比较大的地方,对应连续情形就是函数梯度较大的地方,所以研究比较好的求导算子就成为一种思路. Roberts 算子、Prewitt 算子和 Sobel 算子等就是比较简单而常用的例子.还有一种比较直观的方法就是利用当前像素邻域中的一些像素值拟合一个曲面,然后求这个连续曲面在当前像素处梯度.

第二种,检测二阶导数的零交叉点.这是因为边缘处的梯度取得最大值(正的或者负的),也就是灰度图像的拐点是边缘.从分析学上我们知道,拐点处函数的二阶导数是 0.

第三种,统计型方法.比如说利用假设检验来检测边缘, D. H. Marimont 利用对二阶零交叉点的统计分析得到了图像中各个像素是边缘的概率,并进而得到边缘检测的方案.

第四种,小波多尺度边缘检测.1990 年代,随着小波分析的迅速发展,小波开始用于边缘检测.作为研究非平稳信号的利器,小波在边缘检测方面具有得天独厚的优势, Mallet 在这方面做了不少工作.

近年来又提出了一些新的方法,如模糊算子法、小波分析法等.

但上述算法都存在难以确定合理的参数阈值的问题,而本文的 Edgeflow 方法综合了亮度、纹理和相位等各种图像特征信息,并设计出一套新颖的曲线预测编码模型来实现数字图像的边缘检测.实验结果表明:Edgeflow 方法参数调整少,检测效果好.

2 边缘流算法

传统的基于边缘的图像分割算法一般通过确定图像特征空间中灰度的局部极大值来得到对象的边缘^[3].此类算法的问题在于不能确定合适的阈值来得到感兴趣的对象区域.边缘流算法和传统的基于边缘的算法不同,前者不直接检测和定位边缘,而是首先对每个像素点确定指向最近边缘的流方向,然后检测方向相反的边缘流相遇的位置,该位置指示出图像中对象的边缘.其边缘检测的基本步骤如下:

(1) 对于每个像素计算它的局部边缘能量,并估计相应的边缘流的方向.(2) 如果某像素邻近点的边缘流方向与该像素点的边缘流方向相近,那么该像素点的局部能量流向其邻近位置不断扩散.(3) 当某像素邻近点的方向与扩散到该像素的边缘流方向相反时则停止扩散,此时边缘流停止扩散的位置就是介于两个像素之间的边缘.

当某像素点所有边缘流扩散到达稳定状态即不再扩散时,所有的局部边缘能量在离该像素点最近的边缘上汇集.该像素点的边缘能量定义为其边缘流能量的和.其计算过程如下:

设尺度为 σ 时边缘流能量 $E(s+\theta)$ 定义为方向为 θ 的 $I_\theta(x+y)$ 的梯度幅度:

$$E(s+\theta) = I(x+y) \frac{\partial}{\partial n} G_\sigma(x+y) \quad (1)$$

其中

$$G_\sigma(x+y) = (1/\sqrt{2\pi}\sigma) \exp[-(x^2+y^2)/2\sigma^2] \quad (2)$$

$s = x+y$, n 表示梯度方向的单位向量.

式(1)可转换为

$$E(s+\theta) = I(x+y) * GD_\sigma + \theta(x+y) \quad (3)$$

其中: $GD_\sigma(x+y)$ 是 x 轴方向的高斯一阶导数,

$$GD_\sigma(x+y) = -\frac{x}{\sigma^2} G_\sigma(x+y) \quad (4)$$

通过旋转式(4)产生不同 θ 角度的高斯导数族:

$$GD_{\sigma+\theta}(x+y) = GD_\sigma(x'+y') \quad (5)$$

$$x' = x\cos\theta + y\sin\theta, y' = -x\sin\theta + y\cos\theta$$

预测错误率定义为

$$\text{Error}(s+\theta)$$

$$= |I_\theta(x+d\cos\theta+y+d\sin\theta) - I_\theta(x+y)| \\ = |I(x+y) * DOOG_{G+\theta}(x+y)| \quad (6)$$

式中, $I_\theta(x+y) = I(x+y) * G_\sigma(x+y)$, d 是预测距离即高斯核中心之间的距离,在此取 $d = 4\sigma$.

$$DOOG_\sigma(x,y) = G_\sigma(x+y) - G_\sigma(x+d+y) \quad (7)$$

$DOOG_\sigma(x+y)$ 是 x 轴方向的高斯算子的方差.通过旋转式(7)可以得到高斯方差族:

$$DOOG_{\sigma+\pi}(x+y) = DOOG_\sigma(x'+y')$$

一般来说,如果像素点属于同一个对象,那么这些像素点的灰度值应该基本一致.假设位置 s 处可以根据图像信息预测其在方向 θ 上之邻近点,位置 s 处 θ 方向上边缘流方向有两个即前向 θ 和后向 $\theta+\pi$.设从边缘流方向上得到边缘的概率为 $P(s+\theta)$,则该概率通过该像素邻近点在边缘流方向的预测错误率得到. $E(s+\theta)$ 的值越大说明在 θ 方向上发现边缘的可能性就越大,

$$p(s+\theta) = \frac{E_{\text{ror}}(s+\theta)}{E_{\text{ror}}(s+\theta) + E_{\text{ror}}(s+\theta+\pi)} \quad (8)$$

$P(s+\theta)$ 是位置 s 处 θ 方向上的流为图像边缘的概率. $P(s+\theta+\pi)$ 是位置 s 处与 θ 相反方向上的流为图像边缘的概率.指示边缘的边缘流方向介于 0

到 π 之间,其边缘流表示为

$$F[E(s+\theta)+P(s+\theta)+P(s+\theta)+P(s+\theta+\pi)](0\leq\theta\leq\pi)$$

因此在此范围内需确定唯一一个指示边缘的最好的方向,其定义见式(9):

$$\theta(s) = \arg \theta_{\max} \sum_{\theta \leq \theta' \leq \theta + \pi} p(s + \theta') \quad (9)$$

从而得到的边缘流为

$$F(s) = \sum_{\theta(s) \leq \theta \leq \theta(s) + \pi} E(s + \theta) * \exp(j\theta) \quad (10)$$

$F(s)$ 是边缘能量幅度和流方向的复数。

3 基于 Edgeflow 的边缘检测方法

在边缘流基础上进行改进,本文提出了 Edgeflow 的边缘检测方法.它分别按照亮度特征和纹理特征计算边缘能量和边缘方向的概率,而且这种方法不需要进行参数的调整.传统的边缘被确定在图像空间的梯度最大处,Edgeflow 方法却相反,检测和边缘的划定是根据边缘流的方法间接定义的:首先,在指向最近边缘的像素位置辨识流的方向;然后,跟随具有两个相反方向的边缘流位置.然而任何一个图片都是由颜色、纹理以及它们的组合组成的,这些可以用来计算边缘能量和流的方向,这种方法提供了一种为结合不同图像特征进行边缘检测的一般框架。

Edgeflow 方法利用预测编码模型在每个图像位置进行辨识和对图像的颜色、纹理和间断相位的变化方向积分.针对这个目标,可以计算出下面的数值: $E(s, \theta)$ 用来衡量沿着 θ 方向在像素位置的边缘能量, $P(s, \theta)$ 是 s 到 θ 方向能够寻到边缘的概率, $P(s, \theta + \pi)$ 是 s 到 $\theta + \pi$ 方向能够寻到边缘的概率.通过这些量度,边缘流变量 $F(s)$ 就可以计算出来了. $F(s)$ 的值代表了整个边沿能量,而且 $F(s)$ 指出了能找到最近像素边缘的方向.在图像中 $F(s)$ 的分布,形成了一个可以扩散的流域.在每一个像素位置,这个流就是边沿像素的可评估方向.边缘位置就是以流相反方向指向边缘位置为特征的。

3.1 Edgeflow 方法进行边缘检测

在给定的图片范围内用这种方法利用预测编码模式辨识背景和颜色的变化方向来构建一个边缘流变量.通过产生边缘编码变量,就可以在图像位置检测到边界,而这个位置可能在一个稳定状态下具有两个相反方向的流.用户定义的图像标度是一个显著的控制参数,这个参数是用来计算使用的.这个方法可以很方便的把颜色和纹理融入一个单独的框架

内用来进行边缘检测^[3].

基于边缘流的边缘检测和传统边缘检测方法的重大区别是,不需要各种复杂的参数,只需要检测亮度和纹理信息就可以对图片进行处理,是一种在使用过程中相对很方便的方法.用传统的边缘检测方法检测边缘时,边缘是设置在亮度/图像的特点空间的梯度最大处,而 edgeflow 方法提出使用能量流的辨来确定边缘,它运用一个有预测性的编程程序模型辨认和集成变化的方向在图像属性上譬如颜色、纹理,和相位在各个图象点的间断性。

在各个映像点处,流程在边缘映像点的估计方向上.一个边缘点由与它反向的流程描绘.在一个分离图像栅格中,流程典型地采取少量叠代聚合.在当前的实施过程中,唯一必需的参量是标度。

在边缘检测以后,脱节的边缘被连接形成闭合的轮廓,形成一定数量的图像区域.连接边缘的基本方法如下:对于每个开放轮廓,我们寻找一个邻近的长度大小比例相当的轮廓进行连接.这个邻近轮廓当其中心在轮廓为连接到末尾处时被称为一个半椭圆.椭圆的主轴应该指向轮廓方向,它倾向于沿一个相似的取向检测寻边缘定位,在半椭圆之内的最近边缘元素被辨认.如果这样一个边缘元素被发现,一个光滑的边缘段产生,并用于连接最近的开放边缘元素.此过程一般重复 2~3 次即可。

3.2 边缘流和各向不均匀扩散

边缘流方案的提出和在过去的方法中提到的各向不均匀扩散有某种相似性^[4],当然也有一些基本的不同之处:

第一,边缘流的标度函数主要用来辨识一组滤波器来计算出纹理特征.边缘流的一个参数就可以用来有效地控制纹理的一个较大的范围.这个标度影响精加工,没有具体的噪声模型和模糊判断用于标度的选择上.相反,各向不均匀扩散的标度参数与图像的不同分辨率息息相关。

第二,在边缘流的方法中,给定的像素的边缘能量传播给它相邻像素的边沿能量.基于预测误差,当前边缘流的方向取决于指向最近边界的方向.流传播的目标是将积累的当地边沿能量传向最近的图像边界.相反,在各向不均匀扩散中,当高斯平滑核的差异不断增加时,当地图像亮度扩散到它全部的邻近区域.空间变化的扩散系数控制着接近边缘发生扩散的机率。

3.3 颜色和纹理边缘的计算

在图像中,考虑一个当前位置 s ,给出这样的式

子 $F(s, \theta) = [E(s, \theta), P(s, \theta), P(s, \theta + \pi)]$, 这里 $E(s, \theta)$ 是沿着 θ 方向(这个值在当前图像特征中是变化的, 例如, 颜色, 纹理沿着特殊的方向) s 处的边缘能量. $P(s, \theta)$ 表示从 s 到 θ 方向找到图像边界的概率. $P(s, \theta + \pi)$ 表示从 s 到 $\theta + \pi$ 方向找到图像边界的概率, 这些将在下面进行解释. 一个边缘流向量就是用这三个式子在各个图形位置进行计算的. 就这一点来说, 用这种方法计算得出的边缘流向量可以很方便的概括一些注释. 在后面定义的高斯导数用来计算边缘能量, 高斯偏移量的差异用来估计流的方向.

一个二维的各向同性的高斯函数定义为

$$G_\sigma(x, y) = (1/\sqrt{2\pi\sigma})\exp[-(x^2 + y^2)/2\sigma^2] \quad (11)$$

高斯函数的沿着 x 轴的一阶导数由下式给出:

$$GD_\sigma(x, y) = \frac{\partial G_\sigma(x, y)}{\partial x} = -\frac{x}{\sigma^2} G_\sigma(x, y) \quad (12)$$

高斯函数偏移量的沿着 x 轴的差异定义为

$$DDOG_\sigma(x, y) = G_\sigma(x, y) - G_\sigma(x + d, y) \quad (13)$$

式中, d 是两个高斯函数核的中心之间的偏移量. 其选取与 σ 是一致的. 通过旋转这两个函数, 沿不同 θ 方向的高斯导数和高斯偏移量的差异就能产生.

$$GD_\sigma, \theta(x, y) = GD_\sigma(x', y') \quad (14)$$

$$DDOG_\sigma, \theta(x, y) = DDOG_\sigma(x', y'),$$

$$x' = x\cos\theta + y\sin\theta,$$

$$y' = -x\sin\theta + y\cos\theta.$$

用 I_σ 表示原图像与方差为 σ^2 的高斯函数卷积后的图像. 则像素点 (x, y) 沿 θ 方向的预测误差被定义为

$$\text{Error}(\sigma, \theta)$$

$$= |I_\sigma(x + d\cos\theta, y + d\sin\theta) - I_\sigma(x, y)|$$

$$= |I_\sigma(x, y) * DDOG_\sigma, \theta(x, y)|$$

由此, 像素点 (x, y) 的边缘方向被定义为

$$\arg_\theta \max \int_{\theta-\pi/2}^{\theta+\pi/2} p(\sigma, \theta') d\theta'$$

可由如下矢量总和计算边缘流矢量:

$$s(\sigma) = \int_{\theta-\pi/2}^{\theta+\pi/2} [\text{Error}(\sigma, \theta')\cos(\theta') + \text{Error}(\sigma, \theta')\sin(\theta')]^T d\theta$$

通过 Helmholtz 分解可以把上式产生的边缘流场分解为保守场和螺旋场的和:

$$S = S_c + S_r = -\nabla V + \nabla \times A$$

对上式两边取散度有: $\nabla * S = -\Delta V + \nabla * (\nabla \times A)$, ∇ 表示取散度, Δ 为拉普拉斯算子. 由于上式第 2 项为 0, 只需求解如下的 Poisson 方程即可得到边缘函数: $\nabla * S = -\Delta V$, 最后, 基于边缘流的曲线演化方程可表示为

$$\frac{\partial C}{\partial t} = (S * N)N + V_k N + f(v)FN$$

F 是一个向内收缩或向外扩张的常数, 且 $f(V) = V$. 可以由水平集方法求解该方程.

3.4 基于三次 B 样条函数的边缘流模型

在边缘流模型中, 主要依赖于高斯函数在不同方向的平滑作用来提取边缘流场. 高斯函数的表达式是连续且非紧支撑的^[5]. 而计算机处理的是离散的有限数据. 因此, 在实际处理中, 必须把连续函数转化为计算机易处理的离散形式. 为了使离散化后的函数尽可能地接近于连续形式, 往往需要把采样间隔取得很小, 采样区间取得较长. 而图像的采样间隔是一定的, 较长的采样区间又会相应地增加计算量. 这就使得高斯函数在离散化过程中误差较大. 势必导致计算机处理后所得结果与理论分析的结果相差较大. 由此, 引入三次 B 样条函数.

$$\beta^3(x) =$$

$$\begin{cases} 0 & 2 \leq |x| \\ -\frac{1}{6}|x|^3 + |x|^2 - 2|x| + \frac{4}{3} & 1 < |x| < 2 \\ \frac{1}{2}|x|^3 - |x|^2 + \frac{2}{3} & |x| \leq 1 \end{cases}$$

Unser 已经证明, 当 $n \rightarrow \infty$ 时, B 样条 $\beta^n(x)$ 及其 Fourier 变换均收敛于高斯函数, 而高斯函数是在时域和频域里均为最优的基函数, 它使测不准关系达到最小下界^[6]. 在有噪声的情况下, 需要在噪声抑制能力和边缘准确定位之间进行均衡, 文献^[7]已经证明, 三次 B 样条是最优的. Marco 等^[8]从时频局部化的角度对不同阶次的 B 样条作了分析, 认为三次 B 样条是渐进最优的. 即三次 B 样条的局部时频性能足以保证大多数的实际应用, 并且 B 样条的紧支撑特性使它优于高斯函数.

利用张量积, 很容易得到其二维形式 $\Phi(x, y) = \beta^3(x)\beta^3(y)$. 综上所述, $\Phi(x, y)$ 的性能要优于高斯函数. 因此, 本文选取 $\Phi(x, y)$ 作为平滑函数来取代原先的高斯函数. $\Phi(x, y)$ 是紧支撑的, 所以在离散化过程中我们可以按照它的支撑区间进行采样. 改进后的模型在保证平滑性的基础上, 避免了数据离散化过程中所引入的不必要误差, 确保了边缘定位的准确性, 并在一定程度上提高了抗噪性能.

3.5 边缘流能量的计算

由不同图象属性获得的边缘能量和对应的概率结合形成一个整体,为边缘检测形成单一边缘流程领域.考虑

$$E(s, \theta) = \sum_{a \in A} E_a(s, \theta) \cdot w(a), \quad \sum_{a \in A} w(a) = 1 \quad (15)$$

$$P(s, \theta) = \sum_{a \in A} P_a(s, \theta) \cdot w(a) \quad (16)$$

式中, $E_a(s, \theta)$ 和 $P_a(s, \theta)$ 代表边缘流程由图像属性 a 计算出来的能量和概率, a 表示强度/颜色、纹理或相位. $w(a)$ 是与图象属性 a 相关的衡量系数.

现在考虑颜色和纹理联合的信息对边缘检测所起的作用. 对于一个指定颜色的图像, 强度边缘流程可以通过使用公式中三种色带 (R, G, B) 中的一种来计算, 另外, 纹理边缘流程可以利用强度 $I = (R + G + B)/3$ 计算. 然后总体边缘流程可以由它们和在式(15)和(16)中 $A = \{\text{红色, 绿色, 蓝色, 纹理}\}$ 结合获得. 在下面的实验中: $w(\text{纹理}) = 0.4, w(\text{红色}) = w(\text{绿色}) = w(\text{蓝色}) = 0.2$. 流程方向也需要估计. 对于图像中每个定位点 s , 我们有

$$\{[E(s, \theta), P(s, \theta), P(s, \theta + \pi)] \mid 0 \leq \theta < \pi\}.$$

我们首先确定流程方向的一个连续范围, 与之相对应的半平面内概率总和最大:

$$\theta(s) = \arg \max_{\theta} \sum_{0 \leq \theta' < \theta + \pi} P(s, \theta') \quad (17)$$

然后, 边缘流向量被定义成以下向量的总和:

$$\mathbf{F}(s) = \sum_{\theta(s) \leq \theta < \theta(s) + \pi} E(s, \theta) \cdot \exp(j\theta) \quad (18)$$

$\mathbf{F}(s)$ 是一个复数, 其中, 它的数量代表边缘能量的结果, 而角度代表的是流程方向.

3.6 边缘能量的传播与边缘检测

当一个图像的边缘流向量 $\mathbf{F}(s)$ 已经得到, 边缘检测可以通过边缘流向量的传播和存在两个相反方向的流的位置的辨识来进行^[9], 如果在邻近的位置也有一个相似的流方向, 这时在各个位置, 在流的方向上, 边缘流能量传送给它的邻近位置, 它们之间的角度小于 90 度. 步骤如下:

设置 $n = 0$ 和 $\mathbf{F}_0(s) = \mathbf{F}(s)$.

(1) 设初始边缘流向量 $\mathbf{F}_{n+1}(s)_{n+1}$ 时刻变为 0;

(2) 在每一个图像位置 s , 辨识邻近的 $s' = (x', y')$ 就是边缘流的方向 $\mathbf{F}_n(s)/\mathbf{F}_n(s) = \arctan(y' - y)/(x' - x)$;

(3) 在 $\mathbf{F}_n(s') \cdot \mathbf{F}_n(s) > 0$ (代表内积) 的情况下, 扩展边缘流向量;

(4) $\mathbf{F}_{n+1}(s) = \mathbf{F}_{n+1}(s') + \mathbf{F}_n(s)$ 否则 $\mathbf{F}_{n+1}(s) =$

$\mathbf{F}_{n+1}(s) + \mathbf{F}_n(s)$.

如果没有任何改变, 停止计算, 否则, 设置 $n = n + 1$, 转到步骤(2), 重复以上过程.

一旦边缘流的传播达到了一个稳定值, 可以通过辨识那些来自两个相反方向无零的边缘流的位置来检测图像的边界. 在图像像素之间, 我们首先定义边缘 $V(x, y)$ 和 $H(x, y)$ 作为垂直和水平边缘, $\mathbf{F}_f(s)$ 作为最终稳定的边缘流向量. 基于在水平方向和垂直方向的投影, $\mathbf{F}_f(s)$ 可以进一步的表示为 $(a(x, y), b(x, y)) = (\text{real}(\mathbf{F}_f(s)), \text{imag}(\mathbf{F}_f(s)))$

(19)

当且仅当这两个边缘流向量彼此指向对方时, 边缘向量 $\mathbf{V}(x, y)$ 和 $\mathbf{H}(x, y)$ 就具有非零能量, 而相一致的能量就是这两个边缘流向量投影的总和. 在边缘被检测后, 相关的边缘被用于形成一个边界, 它的能量是它的边缘 $\mathbf{V}(x, y)$ 和 $\mathbf{H}(x, y)$ 的能量的平均能量. 能量的阈值用来消除淡淡的边界. 在试验中, 这个阈值的选取是自动的, 在图像中基于非零边缘 $\mathbf{V}(x, y)$ 和 $\mathbf{H}(x, y)$ 的 a 的平均和 β 的标准偏移.

4 基于边缘的图像编码

人的视觉的重要特点就是它对边缘是敏感的^[10], 传统图像编码算法一般都是利用图像数据的空间冗余, 这类算法容易毁坏边缘和轮廓, 尤其是当压缩率比较大的时候. 我们希望找到合适的边缘图像压缩编码算法: (1) 提取边缘, 对边缘信息进行编码; (2) 对边缘之间的纹理进行编码.

由于我们的目的只是说明边缘在图像信息表达的完全性, 所以这里不关心编码的数据结构和重构的快速实现等, 而主要从理论上考虑理论上(近似)重构的可能性和算法.

图像预测编码算法如下:

(1) 首先计算图像的边缘图像; (2) 计算所有边缘点处的边缘的方向, 精度只需要 $\pi/2$ 就可以, 即大致确定一下方向即可; (3) 计算所有边缘点处位于边缘线两边的灰度值(或者也可以计算亮度和对比度); (4) 计算所有边缘点处的模糊尺度; (5) 将边缘图像和上述计算得到的数据压缩保存.

图像重构算法如下:

(1) 利用边缘点的空间结构、边缘方向和边缘两侧的灰度值通过求解一个拉普拉斯方程得到一个简单的图像, 这个图像和原始图像已经十分近似; (2) 利用边缘点的空间结构和模糊尺度参数, 通过求解拉普拉斯方程得到原图中各个像素模糊参数的

估计;(3)逐点按照得到的模糊参数模糊简单图像,就得到最终的重构图像。

5 实验结果

在 MATLAB 编译软件下进行编程,经过多次的调试与修改,得到了相对满意的试验结果。

首先处理一幅灰度图片 ucsb. png,如图 1 所示. 图片大小为 480×192 . 处理之前,我们要将图片放入 matlab 的 work 目录,在程序中写入图片名称,并选择参数 $\text{rgbflag}=0$,既所要处理图片为灰度图. 处理结果如图 2 所示. 可以看到,几个字母的边缘都被检测出来并且连接成为完整的区域并分割出来. 处理结果相当令人满意。



图 1 灰度图 ucsb. png



图 2 处理结果图 resultucsb. bmp

接下来处理彩色图片. 如图 3 所示,这是一幅大小为 630×512 彩色图片,所以需要将参数改为 $\text{rgbflag}=1$. 同时将读入图片的名称更改. 经过处理的结果如图 4 所示。

由于彩色图片比起灰度图要复杂的多,处理起来速度要慢很多. 可以看到图片中的物体都被分割出来,处理结果很让人满意。



图 3 彩色图片 peppers. bmp

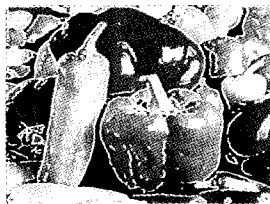


图 4 处理结果 esultpeppers. bmp

6 结束语

本文对一种新颖的图像边缘检测方法进行了研究、讨论分析并进行实验,与传统方法相比, Edge-Flow 技术运用一个有预测性的编码方案检测出各种各样的图像属性的变动方向,并建立边缘流动的能量. 利用边缘流向量的传递,边缘可能是在图像稳定状态下两相反方向的流程相遇的点检测到. 这个方法要求很少的参数调整. 在我们当前实施的整个图像分割中仅用了一个标度参量. 但是,这对于一些包含多标度信息的图像可能并不合适. 因此需要根据局部的纹理/颜色特性进行局部的标度参数调整,这样在各个图像定位处的边缘都能被检测出. 这种局部标度的控制有待进一步研究。

参考文献:

- [1] 荆仁杰,叶秀清,徐胜荣,等. 计算机图像处理[M]. 杭州:浙江大学出版社,1990:198-199.
- [2] 贾永红. 数字图像处理[M]. 武汉:武汉大学出版社,2003.
- [3] 董永. 图像边缘检测方法简介[J]. 实验技术与实验机, 2004(3):64-66.
- [4] Joshua K, David C. Properties of an adaptive archiving algorithm for storing nondominated vectors[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation (S1089-778X), 2006,1(7):100-116.
- [5] 杨玲香,姚斌,王靖. 基于边缘流曲线演化方法的改进[J]. 陕西理工学院学报:自然科学版, 2008, 24(1): 82-83.
- [6] 姜杭毅,蔡元龙. 用于边缘检测的 Laplace 样条算子[J]. 中国科学(A 辑), 1989(10):1113-1120.
- [7] 阮秋琦. 数字图像处理学[M]. 北京:电子工业出版社,2001.
- [8] 容观奥. 计算机图像处理[M]. 北京:清华大学出版社,2002.
- [9] 何斌等. Visual C++ 数字图像处理[M]. 北京:人民邮电出版社,2002.
- [10] 孙即祥. 数字图像处理[M]. 石家庄:河北教育出版社,2003.

作者简介:

宋顶利 男,(1971-),博士研究生. 研究方向为图像处理.
 杨炳儒 男,(1943-),教授,博士生导师. 研究方向为数据挖掘、知识发现.
 于复兴 男,(1979-),讲师. 研究方向为数据挖掘。