

基于LIP的彩色图像边缘检测研究^{*}

Edge Detection Study of Color Image Based on LIP

赵景秀¹ 林毓材² 杨秀国² 赵家刚² 张静远²

(曲阜师范大学计算机系 曲阜273165)¹ (云南师范大学计信学院 昆明650092)²

Abstract Edge is one of the most fundamental and significant features. The goal of edge detection is to recover information about shapes and reflectance or transmittance in an image. It is one of the fundamental steps in image processing, image analysis, pattern recognition, computer vision, as well as in human vision. In mid 1980s, the logarithmic image processing (LIP) model introduced by Jourlin and Pinoli is characteristic. Its methods are sensitive for lower intensity image, and its additive operation is closed for bounded image. It has the advantage the other method hasn't. But to compare, edge detection study of color image is quite not enough. In this paper, we developed CLIP model of color image based on LIP model of gray image, and made edge detection in the components fields, and then using multivariate regression method in the model, and satisfying result is obtained.

Keywords Color image, Edge detection, CLIP model, Multivariate regression

1. 前言

边缘是图像中的区域。在这些区域中,图像的亮度发生了陡峭的变化。边缘主要存在于目标与目标、目标与背景、区域与区域(包括不同色彩)之间,是图像分割、纹理特征提取和形状特征提取等图像分析的重要基础。图像分析和理解的第一步常常是边缘检测。边缘检测的目的是去发现图像中关于形状和反射或透射比的信息,它是图像处理、图像分析、模式识别、计算机视觉以及人类视觉的基本步骤之一。

在20世纪80年代中期,由 Jourlin 和 Pinoli 提出了一种新的数学框架——对数图像处理模型(LIP),这种模型用于处理灰度在一个有限界范围内的灰度图像。建立对数图像处理模型的最初目的是去定义一个在有界实数区间 $[0, M]$ 上封闭的加法运算法,这种加法在数学上有完备的定义并且在物理上和某些离散的图像环境相一致^[1]。

在建立 LIP 模型时, Jourlin 和 Pinoli 指出,从数学的角度看,目前图像处理中的大多数方法起源于数学分析理论,普通的加法“+”和标量乘法“ \times ”运算对由透射光形成的图像^[2,3],对人类视觉感觉和很多实际的数字图像^[4,5]都是不适合的。主要原因在于加法“+”和由加法而定义的标量乘法“ \times ”与图像形成法则是不一致的。对于数字图像,两个像素灰度值的离散和可能得出一个超出图像灰度取值范围的值,这就是所谓越界问题。LIP 模型克服了这一问题。

2. 彩色图像的对数处理(CLIP)模型

本节给出彩色对数图像处理模型的数学模型,包括所用符号、运算规则、数学概念及其向量结构。

2.1 彩色向量函数和彩色色调向量函数

图像是由图像函数 $f(x, y)$ 来表示,其中, $f(x, y)$ 是图像在空间坐标 (x, y) 的灰度级亮度。在本文的讨论中,位于 (x, y) 处的像素点的亮度值被视为一个三维向量,称之为彩色向量,用 $\vec{F}(x, y)$ 表示。点 (x, y) 视为一向量 \vec{v} , 这样,图像函数就

是一个变元为一元向量,从欧氏空间 R^2 到 R^3 的映射,用 \vec{F} 表示,

$$\vec{F}(\vec{v}) = \begin{bmatrix} F_r(\vec{v}) \\ F_g(\vec{v}) \\ F_b(\vec{v}) \end{bmatrix}.$$

彩色向量所在的向量空间的单位空间即为 RGB 彩色空间。

在彩色对数图像处理模型中,一幅图像的亮度完全由其相关的彩色色调向量函数来表示。这一函数定义在欧几里得空间 R^2 的一个非空空间域 D 上,称 D 为空间支撑。 D 有一个有界实区间 $[0, M]$, 这里 M 是一个正数(在本文的讨论中,取 $M=256$)。彩色色调向量函数用 $\vec{f}(\vec{v})$ 表示,

$$\vec{f}(\vec{v}) = \begin{bmatrix} f_r(\vec{v}) \\ f_g(\vec{v}) \\ f_b(\vec{v}) \end{bmatrix}.$$

彩色色调向量函数在某一空间位置 \vec{v} 处的值称为彩色色调向量,它是一个有三个分量的向量,其中,每一个分量的大小都是一个彩色色调。彩色色调向量是彩色色调向量函数的值。这样, $[0, M]$ 称为彩色色调域。传统的彩色向量函数用 $\vec{F}(\vec{v})$ 表示,它和彩色色调向量函数 $\vec{f}(\vec{v})$ 之间的关系由下式给出:

$$\vec{f}(\vec{v}) = \vec{M} - \vec{F}(\vec{v}) \quad (1)$$

其中, $\vec{M} = \begin{bmatrix} M \\ M \\ M \end{bmatrix}$ 。

实际上,彩色色调向量函数仍是传统的彩色向量函数,只不过反转了亮度值的取值。的确,彩色色调域的这一限制正与传统定义相反:

$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$ 表示白, $\begin{bmatrix} M \\ M \\ M \end{bmatrix}$ 表示黑。从计算的角度看,它们同样简单。

2.2 灰度色调向量函数空间的向量结构

定义在空间支撑 D 上的彩色色调向量函数在每个分量上的集合用 I 表示。两个彩色色调向量函数 $\vec{f}(\vec{v})$ 和 $\vec{g}(\vec{v})$ 间

^{*} 本文研究得到国家自然科学基金(项目编号60072014)资助。赵景秀 硕士,主要研究方向:图形图像处理、人工智能;林毓材 教授,硕士生导师,主要研究方向:图形图像处理、计算机软件;杨秀国 教授,硕士生导师,主要研究方向:图像处理、计算机应用技术。

的加法“ \oplus ”定义为:

$$\vec{f}(\vec{v}) \oplus \vec{g}(\vec{v}) = \vec{f}(\vec{v}) + \vec{g}(\vec{v}) - \begin{bmatrix} \frac{f_r(x,y)g_r(x,y)}{M} \\ \frac{f_g(x,y)g_g(x,y)}{M} \\ \frac{f_b(x,y)g_b(x,y)}{M} \end{bmatrix} \quad (2)$$

彩色色调向量函数 $\vec{f}(\vec{v})$ 和一个正数 k 的标量乘“ \otimes ”定义为:

$$k \otimes \vec{f}(\vec{v}) = \vec{M} - \begin{bmatrix} M(1 - \frac{f_r(\vec{v})}{M})^k \\ M(1 - \frac{f_g(\vec{v})}{M})^k \\ M(1 - \frac{f_b(\vec{v})}{M})^k \end{bmatrix} \quad (3)$$

这两种运算从数学上描述了图像怎样合成,像素值怎样放大。因为对这两种运算是封闭的,加法满足交换律和结合律,乘法服从结合律和分配律,零彩色色调向量是加法的零向量元素。这些保证了两个彩色色调向量函数的和或一个正数与一个彩色色调向量函数标量乘的结果是一个新的彩色色调向量函数。对图像处理来说,这是一个非常理想的性质。

以下定义彩色色调向量函数 $\vec{f}(\vec{v})$ 的逆,用“ \ominus ” $\vec{f}(\vec{v})$ 表示如下:

$$\ominus \vec{f}(\vec{v}) = \begin{bmatrix} -M \frac{f_r(\vec{v})}{M - f_r(\vec{v})} \\ -M \frac{f_g(\vec{v})}{M - f_g(\vec{v})} \\ -M \frac{f_b(\vec{v})}{M - f_b(\vec{v})} \end{bmatrix} \quad (4)$$

有了这一定义,两个彩色色调函数间就有了减法“ \ominus ”运算:

$$\vec{f}(\vec{v}) \ominus \vec{g}(\vec{v}) = \begin{bmatrix} M \frac{f_r(\vec{v}) - g_r(\vec{v})}{M - g_r(\vec{v})} \\ M \frac{f_g(\vec{v}) - g_g(\vec{v})}{M - g_g(\vec{v})} \\ M \frac{f_b(\vec{v}) - g_b(\vec{v})}{M - g_b(\vec{v})} \end{bmatrix} \quad (5)$$

不难看出,彩色色调向量函数间的运算是在其分量即彩色色调函数上进行的。根据这一定义,彩色色调域从 $[0, M)$ 被扩充到 $(-\infty, M)$, 并且标量乘中的正实数的限制被取消了。这就是说,彩色色调向量函数可以被任何一个实数按(3)式相乘。

2.3 彩色色调向量空间、基本同构

在对数图像处理体系中,实区间 $(-\infty, M)$ 中的元素叫彩色色调,具有特殊运算 \oplus 和 \otimes 的彩色色调向量集是向量空间,用 E^3 表示。这一空间在映射 φ :

$$\varphi(\vec{f}(\vec{v})) = \begin{bmatrix} -M \ln(1 - \frac{f_r(\vec{v})}{M}) \\ -M \ln(1 - \frac{f_g(\vec{v})}{M}) \\ -M \ln(1 - \frac{f_b(\vec{v})}{M}) \end{bmatrix} \quad (6)$$

下与实数空间 R^3 是代数同构的。本文称 φ 为基本同构。彩色色调向量 $\vec{f}(\vec{v})$ 的基本同构变换用 $\vec{F}(\vec{v})$ 表示,则

$$\vec{F}(\vec{v}) = \varphi(\vec{f}(\vec{v})) \quad (\vec{F}(\vec{v}) \text{ 是一个实三维向量}) \quad (7)$$

它的逆同构变换表示为

$$\varphi^{-1}(\vec{F}(\vec{v})) = \begin{bmatrix} M(1 - \exp(-\frac{\vec{F}_r(\vec{v})}{M})) \\ M(1 - \exp(-\frac{\vec{F}_g(\vec{v})}{M})) \\ M(1 - \exp(-\frac{\vec{F}_b(\vec{v})}{M})) \end{bmatrix} \quad (8)$$

2.4 彩色色调向量函数的微分

在本文的讨论中,基于对数图像处理模型的微分采用的是向量函数微分的定义^[6]:彩色色调函数 $\vec{f}(\vec{v})$ 在空间支撑 D 内某一点 \vec{v}_0 可微,如果存在一个把 D 中的 \vec{v} 映射到 E 的线性函数 $\vec{f}'_{\vec{v}_0}$,它定义在二维实空间且取值在灰色色调向量空间 E 上,使得

$$\vec{f}(\vec{v}_0 + \vec{v}) = \vec{f}(\vec{v}_0) \oplus \vec{f}'_{\vec{v}_0}(\vec{v}) \oplus \vec{R}(\vec{v}_0, \vec{v})$$

当向量 $\vec{v} \rightarrow \vec{0}$ 时, $\frac{1}{\|\vec{v}\|} \otimes \vec{R}(\vec{v}_0, \vec{v}) \rightarrow \vec{0}$ 。

3. CLIP 模型上的边缘检测

图像上的每个像素不仅含有 R(红)G(绿)B(蓝)各分场上的信息,而且还包含有 H(色彩)S(饱和度)V(明度)等信息。如何利用这些信息进行边缘检测,是这一节要研究的问题。首先来分别考察一幅彩色图像在各个分量场上的边缘情况。对于邻域 $R = \{(X, Y) \mid |X - x| \leq r, |Y - y| \leq r\}$, (x, y) 是邻域中心像素点, $r \times r$ 为邻域内像素点的个数,如图1所示。与水平方向成 δ 角的直线 l 将邻域 R 分为 $R1$ 和 $R2$ 两个部分。

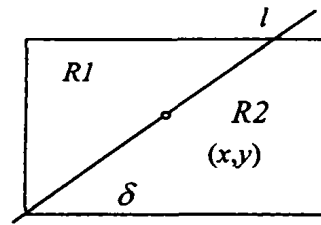


图1

$R1$ 和 $R2$ 的区分度 $d = dR1 - dR2$, 其中,

$$dR1 = \frac{\sum_{(i,j) \in R1} U_{i,j}}{\sum_{(i,j) \in R1} 1}, \quad dR2 = \frac{\sum_{(i,j) \in R2} U_{i,j}}{\sum_{(i,j) \in R2} 1}$$

检测结果如图2所示。

结束语 图像的边缘是图像最基本也是最重要的特征之一。边缘检测一直是计算机视觉和图像理论领域内最经典的研究课题之一。其结果的正确性和可靠性将直接影响到机器视觉系统对客观世界的理解。对灰度图像,人们已经提出了大量的边缘检测方法,各种检测方法也已相当成熟。但相比之下,彩色图像的边缘检测研究就显得很不够。本文基于灰度图像的 LIP 模型,建立了彩色图像的 CLIP 模型,并在此模型上进行了对彩色图像边缘检测技术的系统研究。本文的研究及结果对彩色图像的边缘检测在理论上和应用上都有参考意义和借鉴价值。

参考文献

- 1 Guang Deng, Jean-Charles Pinoli. Differentiation-Based Edge Detection Using the Logarithmic Image Processing Model. Journal of Mathematical Imaging and Vision 8, 1998 (下转第58页)

支持度 $S \geq S_p$ 的等价类,称为强类,反之则称为弱类。

在大量的数据中,常常关心和感兴趣的是分类支持度较大的强类。强类所包含的知识更具有代表性,需对强类作进一步的特征分析,然后发现其隐含的规则。

定义5 设 X 是基于条件属性 C 的一个等价类, G 是决策属性 D 的子集,基于 G 的等价类 Y 称为 X 分类中的特征域, G 中各属性取值 $\{g_1, g_2, \dots\}$ 称为 X 分类中的特征。

定义6 设 X_c 是等价类 X 中的记录数, Y_c 是特征域 Y 中的记录数,则称 $C = Y_c / X_c * 100\%$ 为特征置信度。

定义7 设 C_p 是一个给定的阈值, $0 \leq C_p \leq 1$, 特征置信度 $C \geq C_p$ 的特征域,称为强特征域,反之则称为弱特征域,强特征域中属性取值称为强特征,弱特征域中属性的取值称为弱特征。

强类 X 中的强特征 y 是具有代表性的知识,表达为规则 $X = \Rightarrow y$ 。

获取特征规则的关键是求强类及其上的强特征。其具体实现算法2为:

```

step1 在缩减后的关系表中,按条件属性 C 进行分类
      ind(C) = {X1, X2, ..., Xn}
step2 For i=1 to n Do //对每个等价类 Xi, Xi 若是强类就求取其强特征
      Si = Xi 的分类支持度
      If Si ≥ Sp Then
        求所有 Xi 分类中的特征域 Y1, Y2, ..., Yk
        Cj = Yj 的特征置信度 其中 1 ≤ j ≤ k
step3   For j=1 to k Do
         If Cj ≥ Cp Then
           Yj 为强特征域
           y = 取 Yj 的强特征
step4   规则 X = ⇒ y 放入结果库
         Endif
       Next j
     Endif
  Next i

```

例 对上述表3奖学金评奖,获取特征规则:

取 $S_p = 20\%$, $C_p = 80\%$

条件属性 $C = \{\text{思想品德, 加权总分}\}$ 决策属性 $D = \{\text{评奖等级}\}$

$\text{ind}(C) = \{\{r_1, r_2\}, \{r_3\}, \{r_4\}, \{r_5\}\}$

分别计算分类支持度 S 和特征置信度 C , 有

$\{r_1, r_2\}$ 分类的特征为“1”; $\{r_3\}$ 分类的特征为“2”;

$\{r_4\}$ 分类的特征为“3”; $\{r_5\}$ 分类的特征为“无”。

因此规则库含有4条规则:

- 思想品德为 A、加权总分 $\geq 90 = \Rightarrow$ 评奖等级为“1”;
- 思想品德为 A、加权总分 $80 \sim 90 = \Rightarrow$ 评奖等级为“2”;
- 思想品德为 A、加权总分 $70 \sim 80 = \Rightarrow$ 评奖等级为“3”;
- 思想品德为 B、加权总分 $70 \sim 80 = \Rightarrow$ 评奖等级为“无”。

从这人们都熟悉易懂的实例可知,算法的执行和处理是简单易行的,产生的规则也是准确的。只要输入预处理后的数据关系表,就可以直接应用算法1和算法2发现知识,获得特征规则。领域决策者就可以直接应用这些规则知识进一步对同类问题进行分类和决策。

结束语 本文从集合论的概念出发,提出了基于属性值分类,进行数据缩减及获取特征规则的知识发现的过程和算法。能够有效地克服 ID3 系列算法的冗余性、复杂性和对大数据量的不适应性。这一分类技术的实现方法是以数据库中关系表为基础,可以充分利用数据库中的有力工具,而且在原始数据增加的情况下,可以通过缩减来压缩数据规模,使之只与属性值有关,而与原始的数据量无关。在各种评估工作、医疗诊断、交通信息、案件信息等大型数据库的数据挖掘中有广泛的应用前景及实用价值。

参考文献

- 1 洪家荣. 归纳学习——算法理论和应用. 北京: 科学出版社, 1997
- 2 Han Jiawei, Kamber M. Data Mining: Concepts and Techniques. Simon Fraser University, 2000
- 3 Chen M-S, et al. Data mining: an overview from database perspective. IEEE Transactions on knowledge and data engineering, 1996, 8(6): 866~833
- 4 Pawlak Z. Rough Sets. Theoretical aspects of reasoning about data. Now ow jeska 15/19. Warsaw. Poland. 1990
- 5 Fayyad. From data mining to knowledge discovery: An Overview. [J] Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. AAAI/MIT press. 1996
- 6 Siberchatz. What makes patterns interesting in knowledge discovery systems. [J] IEEE transactions on Knowledge and data Engineering, 1996, 8(6): 870~874
- 7 周欣, 朱扬勇, 施伯乐. 兴趣度——关联规则的又一个阈值. 计算机研究与发展, 2000. 5
- 8 朱定华, 等. 面向属性的 RST 在数据挖掘中的应用. 华中理工大学学报, 2000. 2
- 9 孟波, 等. 一种新型的有损数据简约算法 LDR. 计算机研究与发展, 2000. 12

(上接第72页)

- 2 Dainty J C, Shaw R. Image Science. Academic Press: London, 1974
- 3 Born M, Wolf E. Principle of Optics. 2 nd edition. Pergamon Press: New York, 1980
- 4 Pratt W K. Digital Image Processing. 2 nd edition. John Wiley:

New York, 1991

- 5 Gonzeiez R C, Wintz P. Digital Image Processing, 2nd edition. Addison-Westey: Reading, 1987
- 6 Martin M. 利普舒茨, 杨正清等译. 微分几何的理论和习题. 上海科学出版社, 1989

