·信号与信息处理·

一种基于数据场聚类的图片相似性比较方法

卢意红,王雪红,薛开创,王明杰,刘持超

(西昌卫星发射中心,海南 571300)

摘 要:针对图片相似性比较的问题,提出了一种基于数据场聚类的图片相似性比较方法。该方法首先把图片信息从RGB 颜色模型转换到HSV 颜色模型,再把每个像素点投影到HSV 三维空间,通过数据场聚类算法提取主颜色,最后依据两张图片的主颜色进行图片相似程度的判断。通过试验验证,该算法具有较好相似性判断的效果。

关键词:数据场聚类;主颜色提取;图片相似性比较;HSV

中图分类号:TP732.2

文献标识码:A

文章编号:1673-1255(2019)-04-0034-05

Image Similarity Comparison Method Based on Data Field Clustering

LU Yi-hong, WANG Xue-hong, XUE Kai-chuang, WANG Ming-jie, LIU Chi-chao

(Xichang Satellite Launch Center, Hainan 571300, China)

Abstract: According to the problem of image similarity comparison, an image similarity comparison method based on data field clustering is proposed. In the method, at first, image information is converted from RGB color model to HSV color model. And then, each pixel point is projected into the HSV 3D space, the main color is extracted through data field clustering algorithm. At last, image similarity judgment is performed according to the main colors of the two pictures. Experimental results show that the algorithm has better similarity judgment effect.

Key words: data field clustering; main color extract; image similarity comparison; HSV

在社会中的每一个人都能产生大量的信息。 人们举起手中的手机、相机,不费吹灰之力,只需轻轻地按一下按钮,便能产生多张图片。图片信息正在被不断地产生和消耗。这样大量的信息使关于图片的研究成为热点话题。

图片,作为一种独特的信息格式,需要符合自身信息存储格式的一种检索方法方能使自身的信息被捕获并且被利用。图片信息并不能采用文字信息搜索方式,如字符串匹配、语义查询等,进行搜索。因此,人们必须通过其他的方式获得图片中的信息,并使用这些值搜索相应满足条件的图片。图片相似性判断便是其中的一种方法之一。

人类在看到一张彩色图片时,第一反应就是图 片中包含了哪些主要的"颜色块"(下文称为主颜 色),然后才对图片的纹理等细节进行比较,而主颜色的比较往往对图片相似性具有主导性的作用。对于彩色图片,每个像素点包含RGB(或者HSV等,取决于数据形式)三个数据量,如果针对每个信息量单独进行处理显然不合理。因此设计一种方法,把图片的像素点投影到每个数据量表示一个坐标轴的三维空间中,发现主颜色往往在空间中行程一个"群体"或者说"云",可以通过聚类的方法把每个"云"分割开来,对之进行均值等性质的统计描述,可以得到图片的主颜色,每张图片可产生一个主颜色的集合,最后由两张图片主颜色的比较可以得出两张图片的相似性。

以图1中6张图片为例,希望通过主颜色提取 和比对的方法分析图片的相似性,并给出量化。

收稿日期 2019-06-12

作者简介:卢意红(1983-),女,江西高安人,硕士研究生,工程师,主要从事航天测量与控制专业.



图1 用于分析图片相似性的图像

1 主颜色提取

1.1 颜色空间选择

颜色作为图片信息的一个重要特征,具有重要意义。颜色模型也有多种,诸如 HSV 颜色模型、HSI 颜色模型、RGB 颜色模型和 CMYK 颜色模型等。在计算机处理中,RGB 是一种常见的颜色模型。然而,它跟人对颜色的感知缺乏一致性。文中采取 HSV 颜色模型,对数据进行处理。

HSV模型的三维表示从RGB立方体颜色表示方式转化而来^[1]。模式中的三个字母分别代表色相(hue)、饱和度(saturation)和色调(value)。它以人类更加熟悉的方式封装了颜色的信息^[2],更能和人类感知颜色保持一致,并仍然保持在计算上的简单性。

HSV 颜色空间的模型对应于圆柱坐标系中的一个圆锥形子集,圆锥的顶面对应于 V=1。它包含 RGB 模型中的 R=1,G=1,B=1 三个面,所代表的颜色较亮。色相 H 由绕 V 轴的旋转角给定。红色对应于角度 0°,绿色对应于角度 120°,蓝色对应于角度 240°。在 HSV 颜色模型中,每一种颜色和它的

补色相差 180°。到圆锥轴的距离对应于"饱和度",饱和度 S取值从 0到 1,所以圆锥顶面的半径为 1。在圆锥的顶点(即原点)处,V=0、H和 S无定义,代表黑色。圆锥的顶面中心处 S=0、V=1,H无定义,代表白色。从该点到原点代表亮度渐暗的灰色,即具有不同灰度的灰色。对于这些点,S=0,H的值无定义。可以说,HSV模型中的 V轴对应于RGB颜色空间中的主对角线。在圆锥顶面的圆周上的颜色,V=1、S=1,这种颜色是纯色。HSV模型对应于画家配色的方法。画家用改变色浓和色深的方法从某种纯色获得不同色调的颜色,在一种纯色中加入白色以改变色浓,加入黑色以改变色深,同时加入不同比例的白色,黑色即可获得各种不同的色调^[3]。

$$h = \begin{cases} 0^{\circ} & \text{if max = min} \\ 60^{\circ} \times \frac{g - b}{\text{max - min}} + 0^{\circ} & \text{if max = } r \text{ and } g \ge b \end{cases}$$

$$h = \begin{cases} 60^{\circ} \times \frac{g - b}{\text{max - min}} + 360^{\circ} & \text{if max = } r \text{ and } g < b \end{cases}$$

$$60^{\circ} \times \frac{b - r}{\text{max - min}} + 120^{\circ} & \text{if max = } g$$

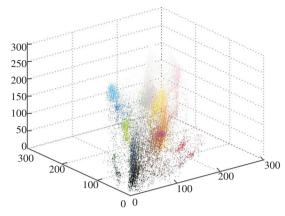
$$60^{\circ} \times \frac{r - g}{\text{max - min}} + 240^{\circ} & \text{if max = } b \end{cases}$$

$$(1)$$

$$s = \begin{cases} 0 & \text{if } max = 0\\ \frac{\max - \min}{\max} = 1 - \frac{\min}{\max} & \text{otherwise} \\ v = \max \end{cases}$$
 (2)

此外,HSV颜色空间模型还具有线性伸缩性,可感知的颜色差与颜色分量相应值的欧几里德距离成正比例,因此非常适合基于颜色的图片相似性比较^[5]。图2为RGB三维空间颜色投影及HSV三维空间颜色投影。

以第一张图片pic1为例,把每个像素点的信息 投影到RGB和HSV三维空间中,得到如下两图。可 以看到RGB图中,颜色相对较为集中,主颜色之间 相互距离比较近,区分度较低;而在HSV空间图中, 颜色概念之间区分比较明显,有相对的分散和相对 的集中,方便于之后的颜色比较和区分。



(a)RGB三维空间颜色投影

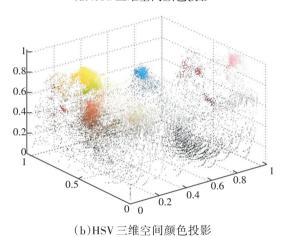


图 2 RGB 三维空间颜色投影及 HSV 三维空间颜色投影

1.2 基于数据场的聚类

在采取了合适的颜色值表示方法之后,希望通过聚类得到颜色相对比较集中几个类别,将具有高相似性的像素点进行整合。

传统的聚类方法,例如 K-means 法,不能自动生成合理的聚类总数,而且聚类的结果有随机性,与初始点的选择关系很大。而希望的结果是得到较合理稳定的聚类结果,因此选择了基于数据场的聚类。

数据场是用来描述空间中数据之间相互作用 强弱和联系。当前数据本身的信息如同质量一样 对周围的数据产生影响,发出类似重力场或者核 力场一样的数据场。为此,可以借鉴重力场或者 是核力场的势函数。

拟重力场的势函数为

$$\varphi_{x}(y) = \frac{m}{1 + \left(\frac{\|x - y\|}{\sigma}\right)^{k}}$$
(3)

拟核力场的势函数为

$$\varphi_{x}(y) = m \times e^{-\left(\frac{\left\|x - y\right\|}{\sigma}\right)^{k}} \tag{4}$$

式中,*m*>=0并可代表描述数据样本具有属性或重要程度。用于控制对象间的相互作用力程,为距离指数⁶。

由上的模拟可见,质量大的对象对场的作用 大,而小的对象影响力基本可以忽略。

开始聚类时,每个数据代表点便是一个聚类代表点,被同一个聚类代表点吸引的所有对象被视为一个数据类^同,运用爬山法分别找到每一个数据点所属于的聚类,使它们的距离小于某值,便可归为一个聚类。

为方便起见,选取了在HSV三维颜色空间中的51×51×51个点作为初始的聚类点。

算法过程如下:

枚举每一个聚类点:

对于每一个聚类点,枚举每一个数据点,

使用 $\varphi = 5 \times (x - x_0)^2 + 0.5 \times (y - y_0)^2 + 0.5 \times (z - z_0)^2$ 计算每一个数据点在每一个聚类点的数据场下受到的相互作用力的大小。

通过判断式 φ <0.1×0.1是否成立,判断每一个数据点是否属于该聚类点。如果属于,则属于这个聚类,并且将它受到的数据场的作用通过式V(ijk)=V(ijk)+1×(0.1 – $\sqrt{\varphi}$)线性算入该聚类中。

枚举每一个数据点:

分别向x,y,z三个方向的正负方向搜索数据场最强的点,找到后即聚类到该点并通过 $ps\Pi\Pi$ 保存下来。

整理聚类结果:

分别用 idx 和 gs 记录每一个数据点所在的聚类号和每一个聚类数据点的数目,并且用 m 记录总共出现了多少个聚类。并未将单独一个数据点成为聚类点的数据清除。

算法中,采用欧几里德距离模拟数据场的强度, 又由于H是决定数据颜色的主要因素,所以给予的 权重相对较大;若是强度小于0.1*0.1,则认为两个点 之间的相互作用过小,不能合并成为聚类。

1.3 主颜色描述——逆向云处理

通过聚类处理,将不同颜色形成了不同相对独立的主颜色。每一个聚类中的数据点之间既有稳定相似的成分,也有不确定不同的成分。

对于每一张图算出的每一个聚类,分别计算它 们的均值,一阶中心绝对距和二阶中心距。

均值为

$$\bar{X} = \sum_{i=1}^{N} x_i / N \tag{5}$$

其中,N为每张图中数据点的个数。

一阶绝对中心距为

$$para_{2} = \frac{\sum_{i=1}^{mlgs} \left| x_{i} - \overline{X} \right|}{mlgs} \times \sqrt{\frac{\pi}{2}}$$
(6)

其中,mlgs为每一个聚类所包含数据点的个数。

二阶中心距为

$$para_{3} = \sqrt{\frac{\left(x_{i} - \overline{X}\right)^{2}}{n} - para^{2}}$$
(7)

以上计算的种种参数,包括每个数据点所在的 聚类类别、聚类的个数、一阶绝对中心距、二阶中心 距以及该聚类所占总点数的比例,因为计算较为复 杂而预先存下来,为后续的处理做准备。

2 相似性判断

通常光学测量设备通过SDI输出YCbCr视频信号,当CPU控制采集卡捕获到YCbCr视频帧后,将帧格式转化为RGBA图像,以适应图像处理算法的图像颜色空间。输入图像为1920×1080共2073600个像素点,考虑到最大化实现图像的并行处理,理想的GPU内核划分应该是每个线程处理一个像素。为了充分利用共享内存,提高数据传输效率,在每个线程束中分配256个线程。最后为GPU内核分配了90×90的线程网格,以满足线程数的要求,即:90×90×256=2073600=1920×1080。

在对图片做好聚类和概念提取之后,得到了图片的主颜色信息,包括每种主颜色的均值、所占比例、每个相对不含混概念的相关参数等。

图片的相似性判断不仅依赖于所抽取的图片特征,更依赖于所采用的相似度量(或距离度量)函数,并直接关系到图片检索的结果和检索效率。理想的相似性度量方法应该满足人的视觉特性,也就是说,视觉上相似的图片间应具有较小的距离,而

视觉上不相似的图片间应具有较大的距离。

特征相似度匹配算法是跟特征值提取方法紧密相关,需紧密结合,并不是一种特征相似度匹配算法可以和所有不同方法提取的特征值相匹配。

HSV的颜色空间模型为一个连续的颜色空间,任意两种颜色之间的距离被定义为它们在 HSV 空间中所在位置两点间的直线距离。即,对于两种颜色, $c_i = (h_i, s_i, v_i)$,它们的距离为

$$d(c_i, c_j) = \begin{bmatrix} \left(v_i - v_j\right)^2 + \left(s_i \cos h_i - s_j \cos h_j\right)^2 + \end{bmatrix}^{\frac{1}{2}}$$

$$\left(s_i \sin h_i - s_j \sin h_j\right)^2$$
(8)

因此,两种颜色之间的相似度定义为

$$s(c_i, c_j) = 1 - \frac{1}{\sqrt{5}} d(c_i, c_j)$$
 (9)

文中,将距离定义为

$$d(c_i, c_j) = \begin{bmatrix} \left(v_i - v_j\right)^2 + \left(s_i \cos h_i - s_j \cos h_j\right)^2 + \\ \left(s_i \sin h_i - s_j \sin h_j\right)^2 \end{bmatrix}$$
(10)

把两个聚类颜色概念之间的相似度定义仍然不变,若相似度 s 小于 80%,则两个聚类是完全不同的。

通过上述算法,得出图中聚类和聚类之间的相似度。表1是图1和图2之间聚类得到相似度的结果。左侧纵向为图1,上端横向为图2,对应数字为该聚类颜色占整张图的比例,表1为把该类的均值输入到Photoshop中得到的颜色。

表1 图1和图2之间的聚类相似度

	图 2							
图 1	0.266 9	0.214 7	0.130 5	0.096 4	0.072 8	0.062 0		
0.195 4	0.553 9	0.820 1	0.72 98	0.667 0	0.920 6	0.946 3		
0.186 5	0.834 3	0.850 6	0.763 4	0.802 8	0.758 5	0.653 9		
0.157 5	0.715 2	0.782 5	0.788 7	0.950 1	0.723 0	0.647 8		
0.076 8	0.6402	0.7651	0.8995	0.7183	0.7717	0.7344		
0.060 7	0.627 7	0.412 7	0.476 2	0.552 7	0.324 0	0.232 1		
0.055 0	0.861 7	0.664 6	0.532 7	0.545 0	0.572 8	0.460 6		
0.054 5	0.642 2	0.877 0	0.610 9	0.647 8	0.857 8	0.766 2		

通过分析表1可以看出,基于数据场聚类的主

颜色提取把图片中几种主要颜色整理出来,同时每种主颜色的相似性分析结果也和人的感觉相一致。

根据主颜色信息,计算图与图之间的相似度算法如下:

- (1)首先,提取两张图中聚类中数据点个数占 总数据点个数大于1%的聚类;
- (2)记录这些聚类的数据点所占比例,记为big-bl*(*为1或者2);而且记录聚类点数之和,记为n*(*为1或者2);
 - (3)聚类按照点的个数多少进行降序排列;
- (4)在包含的聚类所有数据点的个数 bigbl*中取一个最大值,记为 rise;
- (5)对每张图的每个主颜色进行相似性判断, 并记录在一个二维数组 result[][]中;
 - (6)设相似度 same 的初值为 0;

(7)在得到的 result□□中寻找最大相似度。

如果最大相似度小于 0.8,则认为剩余的主颜色 之间完全不相似,退出步骤(7)的循环。

如果最大相似度大于 0.8,则认为相似度大于 0.8的两个聚类完全相似,那么:

取两个聚类当中点数占该图总数据点数少的 聚类 a:

在另一个聚类b中减去a所占的比例将a与另一张图片主颜色的相似度清0将a所占的比例加入same值中重新进行步骤(7)

得到最终两张图片的相似度same。

表2为运用以上算法得到的图1中6张图片相 互间相似度比较结果,为6×6的矩阵。相似度较高 的在表中已经加粗标红。

X = X + X 由并属并并由 = X = X + X = X + X = X + X = X + X = X + X = X + X = X + X = X =									
	Pic1	Pic2	Pic3	Pic4	Pic5	Pic6			
IMG_1	1.000 0	0.826 5	0.473 1	0.327 2	0.616 5	0.578 4			
IMG_2	0.826 5	1.000 0	0.391 7	0.182 7	0.512 1	0.598 5			
IMG_3	0.473 1	0.391 7	1.000 0	0.785 4	0.512 8	0.556 4			
IMG_4	0.327 2	0.182 7	0.785 4	1.000 0	0.453 4	0.481 2			
IMG_5	0.616 5	0.512 1	0.512 8	0.453 4	1.000 0	0.932 9			
IMG_6	0.578 4	0.598 5	0.556 4	0.481 2	0.932 9	1.000 0			

表2 文中提出算法计算出6张图片相互间相似度结果

可以看出,图片IMG_1和图片IMG_2相似,图片IMG_3和图片IMG_4相似,图片IMG_5和图片IMG_6相似,与现实结果相符,说明算法得到了较好的结果。

3 结 论

通过基于数据场聚类方式得到了颜色数据的 聚类,并使用 HSV 颜色空间对聚类之间的相似度进 行判断。数据场聚类方法和 HSV 颜色空间结合共 同为相似度服务,并进一步对两张图片之间的相似 性进行判断,通过实验验证,发现具有较好的结果。

本方法的优点在于,把像素点的三个信息结合 起来进行聚类,比三个信息单独处理更具有合理 性。同时,算法复杂度低,将图片中大量像素点信息整合成少量的主颜色信息,将有效减少图片相似性判断时的计算量,可以用在图片相似性分析上,适合大数据处理。

本方法也有不足之处,即把像素点转移到三维空间后丢失了像素点的位置信息,图像中的形状、纹理等信息也就丧失了。但是实际摄影时,摄像的位置、角度往往是变化的,图片中的事物位置也跟随着变化,而主颜色才是具有稳定性的信息,因此丢失像素位置信息也有一定的合理性。在精确图片搜索时,可以先用本方法找到主颜色相似的一组图片,再在这组图片上使用其他纹理等信息的识别比较算法。

(下转第51页)

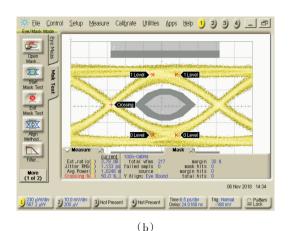


图3 发射眼图

4 结 论

研究了 CWDM 技术、100 G CWDM4 光模块,100 G CWDM4 光模块系统包含 4 通道发射、4 通道接收,单通道最高速率为 25 Gbs,模块最高总速率为 100 Gbps。并对光模块发射接收性能进行了测试和优化。测试结果表明该光模块发射光眼图 100 G CWDM 眼膜下满足 30% margin,接收灵敏度小于-10 dBm,完全满足电信行业标准要求。随着 5 G时

代的到来,这种基于CWDM技术的100G光模块将在未来通信系统中得到更加广泛的应用。

参考文献

- [1] 梁静. 粗波分复用(CWDM)技术及其在接入网中的应用[J]. 通信技术,2009(7):216-217.
- [2] TU-T G. 694.2. Spectral G rids for WDM Applications: CWDM Wavelength G rid[S]. 2002: 7-79.
- [3] 胡先志.粗波分复用技术及其工程应用[M].北京:人民邮电大学出版社,2005:181-187.
- [4] 卢桦. 低成本构建 IP 宽带城域网—粗波分复用 (CWDM)及其应用[J]. 光纤通信技术, 2002(9):4-5.
- [5] 王智勇.100 G客户侧高速光模块用光发射组件_TO-SA_的研究进展[J]. 仪器仪表与分析监测,2015(1):1-6.
- [6] 马晓红,李艳和,张汉一,等.10 Gb/s 城域网直接调制激 光器输出波形优化[J]. 光电子·激光,2003(6):594-597.
- [7] 丁深,刘成刚,宋小平,等.100 Gbit/s混合集成EML光 发射组件的研究[J]. 光通信研究,2018(1):33-37.
- [8] 李慧明.高速信号的预加重和均衡简介[J]. 国外电子测量技术,2016(3):15-20.
- [9] 李殿来,龚欣,王智军.预加重在高速电路板中的应用 [J]. 电子科技,2014(8):112-114.

(上接第38页)

参考文献

- [1] 胡威捷. 现代颜色技术原理及应用[M]. 北京:北京理工大学出版社,2007,300-310.
- [2] 袁奋杰,周晓,丁军.基于FPGA的RGB和HSV色空间 转换算法实现[J]. 电子器件,2010,33(4):493-497.
- [4] 程杰铭.色彩学[M]. 北京:科学出版社,2001.20-23.
- [5] 刘相滨,邹北骥.一种基于主颜色表的图片检索算法[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2001,28(1):98-102.
- [6] Smith J R, Chang S F. Tools and Techniques for Color Image Retrieval[C]//Storage and Retrieval for Image and Video Databases (SPIE). 1996, 2670: 2-7.
- [7] 李德毅,刘常昱,杜鹢,等.不确定性人工智能[J]. 软件 学报,2004,15(11):1583-1594.
- [8] 淦文燕,李德毅,王建民.一种基于数据场的层次聚类方法[J]. 电子学报,2006,34(2):258-262.

(上接第42页)

- [6] 曲强,陈雪波.基于MATLAB的模拟退火算法的实现[J]. 鞍山科技大学学报,2003.
- [7] 马宏帅,李新娥,吴利刚.一种自适应遗传算法在线性
- 最优励磁控制系统中的应用[J]. 电力学报,2019.
- [8] 韩雨炯,王维莉,范勤勤,等.遗传算法与行人疏散模型结合的建筑出口优化[J]. 计算机工程与应用,2019.