

彩色图像球空间中改进 DCNON 分割算法的研究

闵玉堂 胡 海 王芙蓉 陈 田

(华中科技大学电子与信息工程系 武汉 430074)

摘 要 提出一种基于改进振荡神经网络的彩色图像分割方法。该方法将彩色图像从 RGB 的三维笛卡尔空间转换到球坐标空间,去除由光照和纹理引起的背景噪声,构成平滑的相位灰度图;将相位灰度图影射到动态耦合振荡神经网络的二维平面上;利用改进结构的算法对相位灰度图进行分割,得到稳定、快速和可靠的分割结果。

关键词 图像分割,球空间,振荡神经网络,衍射检测

中图分类号 TP17 **文献标识码** A

Improved DCNON Segmentation Algorithm Research in Color Image Sphere Coordinate

MIN Yu-tang HU Hai WANG Fu-rong CHEN Tian

(Dept. of Electronics and Information Engineering Huazhong Univ. of Sci. and Tech., Wuhan 430074, China)

Abstract This paper introduced a method of advanced dynamically coupled neural oscillator network based on color image segmentation. This method first converses RGB of color image from three-dimensional Cartesian coordinates to spherical coordinates, aiming to remove background noise due to illumination and texture to generate smooth gray-level image of angle. Then, the advanced dynamically coupled neural oscillator network will do segmentation for the gray-level image of angle, to generate robust, fast and reliable segmentation.

Keywords Image segmentation, Sphere space, Oscillator neural network, Diffract detection

1 引言

利用时间相关性理论^[1]来描述图像区域相关特征是一种十分独特有效的方式,这种方法用活性被激发的单元之间的时间相关性来描述一种物体,时间相关性的一种特殊表现形式便是振荡相关性^[2]。具体来讲,即每个物体用一组同步的振荡子来表示,而表示不同区域的振荡子之间是异步关系。在振荡相关性理论的基础上,Termen 和 Wang 提出了局部激励全局抑制振荡神经网络 LEGION^[3],它可以快速产生同步和异步振荡,已成功应用于图像分割^[4]。

在 LEGION 的基础上, Wang 等人提出了一种动态耦合的振荡神经网络 DCNON^[5],此网络用局部的整个振荡子集合替代一对振荡子来判断耦合强度。动态耦合的目的在于为单个振荡子生成由其周边的振荡子群构成的耦合结构,这样的结构为计算局部物体耦合属性提供了一个数学基础。动态耦合结构使用两种聚合方式来检测振荡子之间的相似性,为后续的分割提供稳定的数据基础。在计算的最后步骤中, Wang 提出的基于振荡动力学的分割算法无论在人造图像还是真实照片上都能正常工作。

经典的 DCNON 算法将代表一幅图像的整个二维振荡网络中所有振荡子的振荡周期作为网络的振荡周期。事实上,这样的表示与实际情况最为接近。然而,距离种子振荡子

(Leader Oscillator)相对遥远的振荡子在其一个乃至 N 个振荡周期内,只要其与当前种子振荡子不属于一个分割区域,这个振荡子都不会发生状态改变。根据振荡网络的两个分组规则对其进行的侧向势能耦合计算不产生有效的作用,并且这个计算过程将不断重复,直到该振荡子跳起为止。本文将避免这一重复问题,寻找提高 DCNON 网络分割算法效率的途径。

对传统的 LEGION 网络的仿真结果表明,对于一幅 160×160 的 8 灰度图像,分割所花费的计算时间大于 60s, DCNON 网络由于在 LEGION 网络的基础上用耦合区域代替了耦合振荡子对,使得针对每一个振荡子耦合强度的计算量产生了非常惊人的增长。如果将计算单个振荡子贡献出来的耦合强度的计算量定义为 1,那么对于 $N \times N$ 尺寸的灰度图,计算量将为 $O(N^3)$,相比之下 LEGION 的计算量为 $O(N^2)$ 。可以预见的是,利用 DCNON 网络对上述图像进行分割,计算时间将远大于 60s。本文通过改进动态耦合振荡神经网络框架和改善算法结构来提高 DCNON 网络的运算效率。

彩色图像的 RGB 模型是通过按照不同成分比例组合来构成的复合颜色模型。具有高颜色对比度的色彩对需要从彩色图像中估计或者分割出背景的图像处理过程无疑是非常有用的。借助 RGB 模型来表示色彩信息会将上述高对比度色彩突变与图片实际背景噪声融合,限制了 RGB 模型直接用于

到稿日期:2009-09-20 返修日期:2009-12-01

闵玉堂(1977—),男,博士,讲师,主要研究方向为无线传感器网络、图像处理,E-mail:minyuthust@163.com;胡 海(1976—),男,博士,讲师,主要研究方向为无线传感器网络、图像处理;王芙蓉(1966—),女,教授,主要研究方向为移动通信、图像处理;陈 田(1984—),男,硕士生,主要研究方向为图像处理。

彩色图像估计的效果。

彩色图像在球坐标下的 RGB 描述在以下方面较普通 RGB 和归一化 RGB 更有优势:其一,典型的空间由笛卡尔坐标和球坐标系表示,两者之间的转换是对称的,而归一化 RGB 建立在相关 RGB 上,从归一化 RGB 到 RGB 的转换需要 $(R+G+B)$,这个值在归一化 RGB 中是不存在的,需要另外开辟空间存储;其二,归一化 RGB 不能直接用来绘制图像;其三,球坐标法仅用 2 个参数来描述一种颜色,而归一化 RGB 需要用到 3 个参数,减少 1 个描述参数对图像处理都是十分有益的。

2 动态耦合振荡神经网络

图 1 为振荡神经网络的结构图。二维振荡神经网络中,除了位于边缘的振荡子之外,每个振荡子都与另 8 个振荡子紧挨,振荡子的活性仅通过这些固定的连接传递。其中下方黑色圆形表示的全局抑制子与平面内的所有振荡子相连。单个振荡子 (i,j) 包含一个激励单元 x_{ij} 和一个抑制单元 y_{ij} ^[4-6],其中

$$x_{ij} = 3x_{ij} - x_{ij}^3 + 2 - y_{ij} + I_{ij}H(p - \theta) + s_{ij} + \rho \quad (1)$$

$$y_{ij} = \in [\alpha(1 + \tanh(\beta x_{ij})) - y_{ij}] \quad (2)$$

式中, x 表示振荡器活动状态, y 表示全局抑制器的状态。 ρ 为高斯噪声的幅度, p_i 称为振荡神经元的侧电势, I_i 表示外部对振荡器的激励, $H(a)$ 是 Heaviside 阶跃函数, S_i 是来自网络中其他振荡器的耦合。其中下方黑色圆形表示的全局抑制子与平面内的所有振荡子相连,其活性表示为

$$\dot{z} = \varphi(\delta_\infty - z) \quad (3)$$

式中,当 $x_{ij} < \theta_z$ 时 $\delta_\infty = 0$;当 $x_{ij} \geq \theta_z$ 时 $\delta_\infty = 1$; θ_z 是一个阈值。如果 $\delta_\infty = 0$,则全局抑制子没有被激发,网络振荡子也不会受到来自全局抑制子的抑制作用。如果 $\delta_\infty = 1$,则全局抑制子被激发,网络振荡子将受到来自全局抑制子的抑制作用。式(3)中, $\varphi \gg \epsilon$ 。

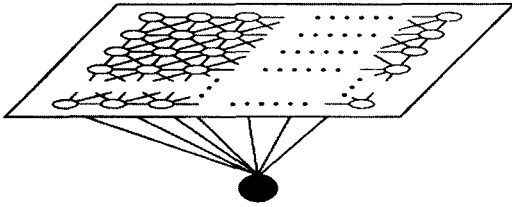


图 1 振荡神经网络结构图

3 彩色图像的球空间表示法

图 2 是三维笛卡儿坐标到球坐标的影射。

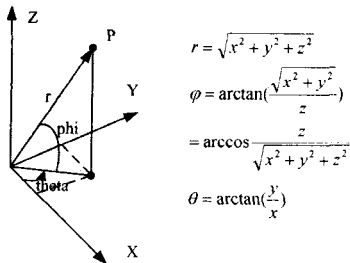


图 2 三维笛卡儿空间

将 RGB 空间三轴线性影射到笛卡儿坐标系 XYZ 坐标轴,则利用上述正变换可以得到 RGB 色彩在球空间内的坐标

r, ϕ, θ 。相反地,也可以由球空间反变换得到 RGB。

在上述的球空间中, θ 和 ϕ 坐标描述颜色矢量的方向, r 表示颜色矢量的标量大小。

理论上,色彩由一定比例的 RGB 三原色构成。例如 $R:G:B=1:1:1$ 所构成的是白色。通过从球空间到笛卡尔空间的变换方程式可以看到, RGB 之间的比例关系 $x/y, x/z, y/z$ 仅由 θ 和 ϕ 决定。下面将论述用 (θ, ϕ) 表示颜色的方式。

在图 3 中, X 轴表示 θ , Y 轴表示 ϕ , 均线性地由 0 增加到 $\pi/2$ 。每个颜色像素由 RGB 颜色表示, RGB 值由球坐标到笛卡尔坐标变换方程解算得到 (r 为常量)。从图 4 到图 3, 颜色坐标空间发生了明显的变形和旋转, 三角形区域变形为正方形, 并逆时针旋转了 120° 。图 3 包含图 4 中的所有颜色, 并且颜色之间的关系没有改变。由于限制了 r 为常量, 因此图 3 所示的彩色空间独立于 r 。

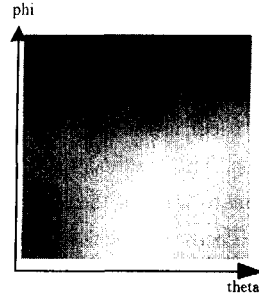


图 3 球空间的角度成像

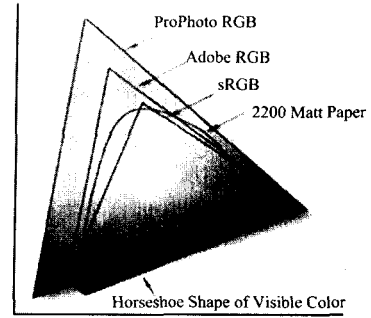


图 4 常用 RGB 表示

4 改进的 DCNON 在球空间中的分割算法

4.1 对 DCNON 网络的改进

传统 DCNON 网络分割算法实际运算时间很长,如对于 160×160 的 8 灰度图像的分割时间大于 60s, 这样的运算速度远不能满足实时的要求。本算法主要针对 DCNON 网络的时间振荡子检测方法进行改进, 提出耦合区域扩散环结构和衍射扩散检测。

图 5 为一个扩散环结构。距离 A 点最近的 8 个像素由于 A 的起跳受到侧向耦合势能的作用, 比其他任何像素点都更有可能起跳, 它们构成的集合即最小检测环, 在图 5 中标记为“1”。理想的检测环内侧向势能是连续值, 即在极短的时间内势能的传递就能够达到平衡, 则只有对检测环中的所有点进行无限循环计算侧向耦合势能, 才能保证势能计算值与理想情况一致。在本算法中, 单个检测环的循环检测次数为 2。当内层检测环内侧向耦合势能解算完成并达到稳定之后, 相邻的外层检测环才有可能因为耦合势能的传递而起跳。

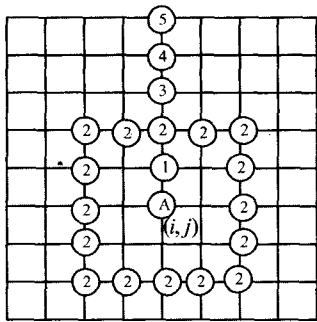


图5 扩散检测环

这里针对原始 DCNON 网络分割算法的图像分割部分进行改进。改进的核心问题是如何有效地寻找下一个检测振荡子。从种子振荡子跳起时开始,检测环被初始化为一个边长是3的正方形,称为最小检测环。如图6所示,可见这个最小检测环就是种子振荡子的8邻域。检测中的第一个检测振荡子在环检测之后还需再次检测。图6(B)为扩散 N 交之后的母检测环(中心为种子振荡子)和向内侧发散的衍射检测环(中心为母检测环上的振荡子)。计算检测点的函数被频繁使用。衍射结构仅在分割区域中存在凹陷阻碍母耦合扩散结构传播的情况下才有必要使用,否则衍射结构将使算法效率下降,趋近于经典 DCNON 网络分割算法。设母环上的当前检测振荡子为 E ,种子振荡子为 A ,当 EA 的连线上靠近 E 的一侧存在没有跳起的振荡子时,判断可能存在上述凹陷阻碍,以 E 为中心生成衍射检测环。以 E 为中心的扩散检测同样会遇到母检测环扩散时的凹陷阻碍问题,因此衍射检测必须嵌套。嵌套层数依赖于实际情况,因此衍射检测须设为递归过程(Diffract Recursion)。本文将上述复合结构称为侧电势耦合衍射结构。

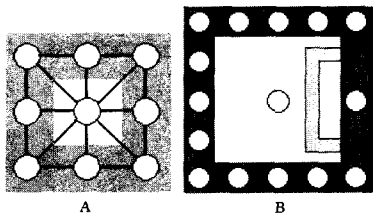


图6 种子振荡子的最小检测环及扩散2次之后的衍射检测环

4.2 改进算法在球空间中的分割算法

将彩色图像从 RGB 空间转换到球空间,实际上是将一个三维坐标从笛卡尔坐标系变换到球坐标系。将上节中的改进算法与球空间结合的算法过程如下:

- 1) RGB 到球空间坐标转换,得到相位 ϕ 的灰度图;
- 2) 将相位灰度图影射到二维振荡网络;
- 3) 初始化所有振荡器及抑制子,标记所有种子振荡子;
- 4) 使距离兴奋状态最近的种子振荡子跳起;
- 5) 循环检测,直至没有振荡子可以被耦合跳起;
- 6) 给起跳振荡子分配序号并存储其坐标,使所有振荡子跳下,同时进入振荡循环中势能最低状态;
- 7) 跳转到步骤4),直至所有种子振荡子至少兴奋一次。

5 改进的 DCNON 在球空间中分割算法仿真

对手机实拍图像进行分割。手机型号:索尼爱立信 S700C,传感器:130万像素 CCD。图7为两幅手机拍摄的图

片,由于传感器的原因,图片A因光线较暗,存在比较严重的噪点。图7(A)为一只复杂背景下的浅灰色仓鼠,来自日光灯的唯一光源位于仓鼠斜上方;图7(B)为一架放置在白色桌上的黄色模型直升机,来自日光灯的唯一光源位于直升机上方。经过笛卡尔-球坐标变换后,送检图像分割部分的灰度图像如图8所示。其角度图分别对应 $A-\phi, B-\phi$ 。

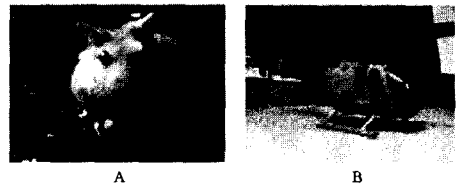


图7 彩色图像分割原始图片

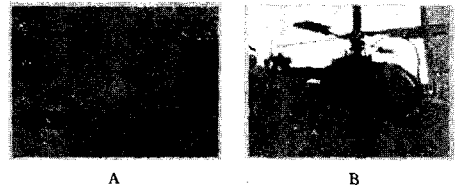


图8 球空间角度图

目标物体用红色标记。分割结果如图9所示。通过选择合适的 DCNON 网络参数,都能够得到具有良好目标背景区分度的分割结果。其中3幅图像的 DCNON 网络参数及分割时间如表1所列。

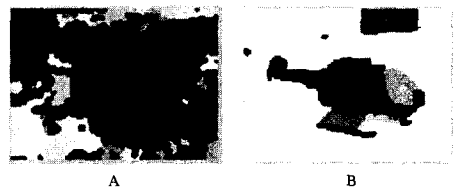


图9 彩色图像分割结果

表1 图9分割参数

	R_0	R_p	T_p	ω_a^a	ω_a^b	ω_b^a	ω_b^b	分割时间 (秒)
图A	7	2	12	3.5	2.5	3	2.5	17.14
图B	7	2	24	1.9	0.8	1.9	0.9	39.16

通过对比可以发现图7(A)、(B)两幅图片的背景亮度均较低,目标的区分度较低。A图对比度低且色彩饱和度接近于零,很难有一种普适的彩色图像分割算法能够将鼠标从背景中分割出来。

通过对多幅图像进行仿真对比,总结出本文提出的改进 DCNON 与球空间变换混合算法具有5个特点。

(1) 分割被阴影覆盖的目标(突变光照)

文献[8]主要针对机器人实时拍摄图片提取水泥道路,根据道路颜色呈中性灰或深灰蓝色的特点利用归一化 RGB 分割图像提取目标。这里提取未做任何处理的彩色图像以及文献[6]分割结果,与改进后的算法分割效果对比,如图10所示。

通过对比容易看到,本文算法能够有效地将被阴影覆盖的道路从原始图片中分割出来。归一化 RGB 区域增长算法在针对目标颜色特点通过归一化 RGB 对图像预处理之后,利用区域增长方法分割图片。虽然道路主体能够被分割出来,

但是正如原文所述,由于道路颜色不均匀,分割区域会出现许多未分割的黑点,需要中值滤波做进一步处理。而本文算法的第一步利用笛卡尔-球空间坐标变换提取出一幅不受阴影影响的角度灰度图,进而在算法第二步使用 DCNON 网络对角度灰度图进行高鲁棒性分割。尽管诸如道路颜色不均匀等类似因素也会影响角度灰度,形成轻微噪点,但 DCNON 网络根据图像局部特征形成的动态耦合结构能够很好地消除噪点影响,达到令人满意的效果。

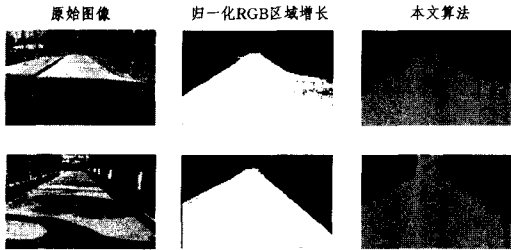


图 10 分割阴影覆盖目标

注意到本文算法的分割结果边缘不光滑,这是因为:①改进的 DCNON 网络分割算法在极大地减小分割运算时间的同时也减小了网络振荡次数,有不饱和分割现象;②笛卡尔-球空间坐标变换在滤除噪声的同时也降低了目标物体的边缘区分度;③本文使用分辨率较小的原始图片进行分割。另外,如果在有先验信息的情况下,通过匹配或者其他方法亦能获得精确的分割结果。

(2)保持不均匀光照下的同色区域(渐变光照)

光源照射曲面形成的明亮度不均匀对分割带来的影响,笛卡尔-球坐标变换能很好地消除。如图 11 所示,背景为有褶皱的均匀蓝色布缎,由于褶皱造成的明暗度不均,使得许多非颜色聚类的算法难以将背景有效地分割出来。而本文算法利用颜色的球空间角度灰度在很大程度上消除了光照影响,后续分割相对更加可靠。

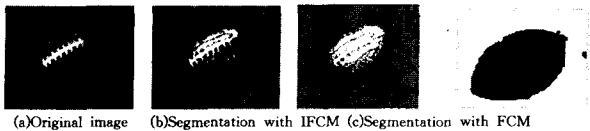


图 11 克服褶皱不均匀光照,与 FCM,IFCM 方法对比

图 12 表明目标的颜色不均和光照都会引起区域过分割,造成图 12 的现象。同样地,改进后的分割效果(如右边所示),是可以接受的结果。

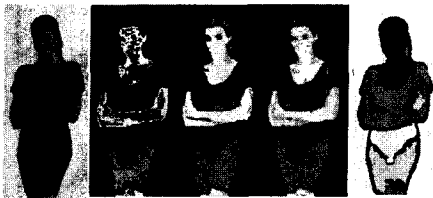


图 12 克服色彩和光照不均匀,与 general mean shift, the ZFMS and the PAMS 方法对比

(3)抑制颜色不均匀等类纹理特征

如图 13 所示,原始图片和中间的分割结果来自文献[9],使用方法是自动阈值与 FCM 的混合算法。作为被分割对象,红色细胞组织在显微镜下斑驳透明,颜色深浅不均匀。由于不均匀颜色变化对球空间角度灰度影响较小,因此在笛卡尔-球空间变换过程中,削减了颜色不均匀对分割带来的不利

影响,能够在后续分割中获得理想的效果。

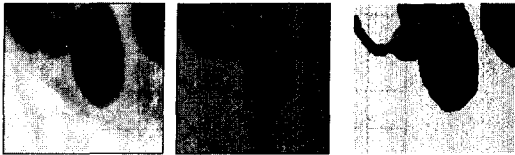


图 13 与自动阈值 FCM 混和分割方法对比

图 14 所示原始图片和中间的分割结果来自文献[10],使用的方法是增强彩色图像在拉伸 HLS 空间中的分割算法。

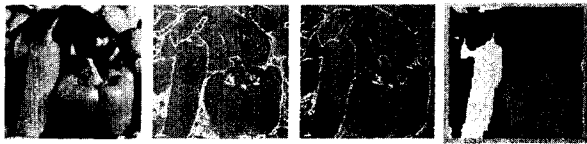


图 14 与增强彩色图像在拉伸 HLS 空间中的分割方法对比

(4)从深色背景中分割出深色目标

图 15 为放置在黑色鼠标垫上的深蓝色鼠标,由深蓝色上部和黑色下部组成。此图为手机实拍图像进行分割,手机型号索尼爱立信 S700C,传感器:130 万像素 CCD。直观可见目标物体和背景区分度非常小。并且由于光照阴影和反光等因素的影响,一般方法很难有效区分鼠标垫和鼠标。而本文提出的方法能够完成有效分割,效果如图,原因是球空间角度灰度在深色区非线性地增加了颜色之间的空间距离,从而增加了灰度图中的目标区分度。同样地,本文方法能有效地完成对图 16 的分割。

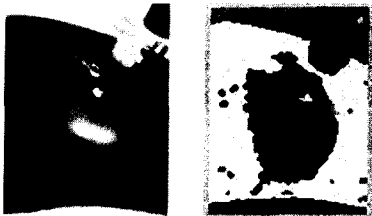


图 15 从黑色鼠标垫背景中分割出深蓝色(近黑)鼠标



图 16 从深灰色(近黑)背景中分割出黑色西装手臂

(5)球空间退化现象



图 17 球空间退化

(下转第 295 页)

5 实验结果与验证

为验证系统结构的合理性和算法的正确性,用 C 语言和 C++ 语言混合编程搭建了完整的软件模拟平台 C-model,作为仿真验证平台。硬件设计中所有的结构,包括寄存器和内部总线等在 C-model 上都用对应的变量、结构体和类来表示。C-model 通过完整的逻辑关系联系覆盖了所有硬件内部实体功能和动作。此外,C-model 提供了各种信号量用于仿真时的时序测试。所以,之前的软件和硬件设计只有通过了 C-model 平台的测试才能保证其合理性。

另一方面,为了进一步确保输出结果的正确性,在参考 AVS 官方软件解码程序 RM52J 的基础上改写了纯软件视频解码验证器,并把解码出的结果进行格式变换,生成要求格式的信息流。验证器输出的信息流与 C-model 生成的信息流格式一致,在输入同一 AVS 原始码流文件前提下,若对比两者输出的信息流内容完全一致,则证明解码是正确的。

由于本文设计的可变长解码器基于软硬件协同方法,因此软件部分的解析与控制信息设置是否正确直接关系到最后的输出结果。因此,在程序编写时使用条件编译的方式添加打印语句,用于查看控制台打印结果,以确保软件解析准确无误。

经过用 AVS 工作组发布的 92 个一致性测试码流序列对本文设计的解码器进行测试后,确认本可变长解码器输出的信息流与相应验证器输出完全一致。

同时,为验证系统性能,在 C-model 中添加了测试代码,用于统计硬件运行周期数,以记录硬件消耗。由于在硬件内存允许范围内采用了新的码表格式设计,如 4.2 节所述,大量的算术运算可以通过一次查表操作实现,使得硬件损耗的周期数相较采用原始码表时减少了 30% 以上。

(上接第 290 页)

由于笛卡尔-球空间坐标变换的角度 θ 和 ϕ 通过 RGB 比例得到,因此在分母趋近零时,变换呈现退化现象。例如 $R=G=B=0$ 的纯黑色在球空间内 $r=0$, θ 和 ϕ 可以在值域内任意取值,因此图像中颜色近黑的部分在球空间角度灰度图中噪点激增,很难与原始灰度本身较大的部分区分开,造成后续分割过程的欠分割和无分割,如图 17 中的圆圈标记。

结束语 针对原始 DCNON 网络耦合结构复杂、运算量庞大的不足,根据原网络的动力学模型提出了基于衍射扩散检测环结构的改进的 DCNON 网络分割算法;给出算法流程,分析算法的特点,并与原始分割算法加以比较;将改进的 DCNON 网络分割算法与色彩的笛卡尔-球空间坐标变换相结合,分析笛卡尔-球空间坐标变换的特点,提出一种混合的彩色图像分割算法;分别对改进的 DCNON 网络与混合分割算法进行仿真,结果表明改进的 DCNON 网络分割算法能有效地压缩运算时间,混合算法分割图像不受光照、阴影和纹理等因素的干扰,能得到较好的分割结果。

参考文献

[1] von der Malsburg C. The correlation theory of brain function, Gottingen [R]. 81-2, Max-Planck-Institute for Biophysical Chemistry Internal Report, 1981

结束语 通过剖析 AVS 视频标准中对语法元素的定义及 AVS 码流构成模式,充分挖掘软硬件协同处理方法应用于视频解码器的优势,设计出可同时用于解析定长码、指数哥伦布码和 CA-2D-VLD 码的可变长码解码器。

针对不同编码方式的特点,详细阐述了对应的软件和硬件解析方法及设计流程。通过分析 AVS 可变长码表的构成,找出相应解码规则,设计新的码表并减少了存储空间和硬件损耗。经测试,本设计在合理性、正确性及性能等方面均达到了 AVS 视频解码要求,可用于解析 AVS 标准基准档次 2.0~6.2 级别的视频流。

参考文献

- [1] 彭聪. 多模数字视频解码 SOC 芯片设计及研究[D]. 北京:中国科学院计算机技术研究所, 2006
- [2] 数字音视频编码技术标准工作组(AVS). 高级音视频编码, 第二部分:视频[S]. 中国, 2004
- [3] Sheng Bin, Gao Wen, Xie Don, et al. An Efficient VLSI Architecture of VLD for AVS HDTV Decoder[J]. IEEE Trans. on Consumer Electronics, 2006, 52: 696-701
- [4] 王智. AVS 视频编码器中熵编码的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2007
- [5] Liu Wei, Chen Yong-en. VLD Design for AVS Video Decoder [C]//IEEE Proceedings of Second International Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining. WKDD, 2009: 648-651
- [6] 周密. AVS 解码器中间件及驱动程序的设计与实现[D]. 上海: 同济大学中德学院, 2009
- [7] Wu Di, Gao Wen, Hu Mingzeng, et al. An Exp-Golomb encoder and decoder architecture for JVT/AVS[C]//Proc. 5th International Conference on ASIC. 2003: 910-913
- [2] von der Malsburg C, Schneider W. A neural cocktail-party processor[J]. Biological Cybernetics, 1986, 54: 29-40
- [3] Wang D L, Terman D. Locally excitatory globally inhibitory oscillator networks[J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1995, 6: 283-286
- [4] Wang D L, Terman D. Images segmentation based on oscillatory correlation[J]. Neural Computation, 1997, 9: 1623-1626
- [5] von der Malsburg C, Schneider W. A neural cocktail-party processor[J]. Biological Cybernetics, 1986, 54(1): 29-40
- [6] Hu Hai. Representing RGB in sphere coordinate [A]// Proceedings of the 2008 2nd International Symposium on Information Technologies and Applications in Education [C]. (ISITAE). 2008: 132-136
- [7] Chen Ke, Wang De-liang. A dynamically coupled neural oscillator network for image segmentation [J]. Neural Networks, 2002, 15: 423-439
- [8] 段华. 室外移动机器人视觉导航关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2007
- [9] Chaabane S B, Sayadi M, Fnaiech F, et al. Color Image Segmentation Using Automatic Thresholding and the Fuzzy C-Means Techniques[C]// Ajaccio. May 2008: 857-861
- [10] Grant R N, Green R D, Clark A J. HLS Distorted Colour Model for Enhanced Colour Image Segmentation[C]// Christchurch. Nov. 2008: 1-6