彩色图像分割:前景和进展

摘要

图像分割在图像处理与模式识别领域是非常必要和关键的。这个调查总结了现有的图像分割技术。基本上，彩色图像分割方法都是基于单色图像分割方法在不同颜色空间的应用。因此，我们首先论述单色图像分割的主要方法: 直方图阈值法，特征聚类法，边缘检测法，基于区域的方法，模糊方法，神经网络等。然后回顾一些主要的颜色表示方法和他们的优缺点。也会探讨色彩模型在图像分割中的使用。一些新方法如模糊方法和基于物理的方法同样也会被涉及到。

*关键词*:彩色图像分割；色彩表示；彩色空间转换；神经网络；阈值法；特征聚类；边缘检测；基于边缘的方法；物理边缘法；模糊逻辑

1. **引论**

图像分割是图像分析和模式识别的第一部。它是图像分析和/或模式识别系统中关键且必要的部分，是图像处理中最困难的任务之一，并且决定了最后分析结果的质量。图像分割是将一个图像分割为几个不同区域的过程，每个分割过后的区域都是同类的，但是任意两个接连的区域合集则不。一个规范的图像分割定义如下[1]:如果 P() 是一个定义在同种连接像素的谓词，那么分割就是一个集合F变为连接的子集或者区域，这些区域满足 与 。对于所有区域 ，并且当 且 和 是相邻的。根据[2]，“图像分割问题基本上是精神物理学范畴，因此不能纯分析方法来解决”有许多关于单色图像分割技术的论文和研究。彩色图像分割由于以下的一些原因得到了越来越多的关注: (1)彩色图像相比于灰度图像能够提供更多的信息。(2) 个人计算机的处理能力提升得越来越快，而且现在能够用来处理彩色图像。通过使用 R, G, B 或者他们的转换(线性/非线性)来表示彩色图像，单色图像的分割技术也能应用于彩色图像。尽管如此，在彩色图像分割方面的研究依然很少。参考文献[3]分析了当基于边缘和基于区域的分割技术应用于复杂纹理图像时遇到的问题，参考文献[4]讨论了一些图像表示方法，分割方法和颜色空间的属性。

这篇论文提供了当前已知的彩色图像分割方法的汇总，并且描述了不同色彩表示方法的属性和应用色彩模型到图像分割时遇到的问题。一些新方法如模糊法和基于物理边缘的的方法也会被涉及到。

第二部分会简要地介绍单色图像的分割方法: 直方图阈值法，特征聚类法，边缘检测法，基于区域的方法，模糊法和神经网络。第三部分会回顾一些主要的颜色表示法和它们的优缺点。第四部分将会研究使用不同的颜色表示法用于图像分割，第五部分将会给出总结。

1. **单色图像分割**

单色图像分割方法是基于区域灰度值的不连续性和/或相同性。基于灰度不连续性

的方法倾向于通过检测孤立的点，线和边缘在灰阶上的突变。基于相同性的方法包括阈值法，聚类法，区域生长法和区域分割法和区域合并法。在单色图像分割的一些研究型论文[1，2，5-8]提供了当前主要的图像分割技术。

参考文献[2]论述了从细胞学图像处理出发的分割方法。其将在1980年以前的存在的图像分割技术分为三类:(1)特征阈值法或者特征聚类法；(2)边缘检测法和(3)区域提取法。这些分割技术都被归纳汇总并且给出了它们各自的优缺点。文献同样也描述了阈值选择策略，包括基于灰度直方图，基于局部属性，基于结构(纹理)以及基于句法的选择策略。聚类方法被认为是阈值法在多维上的扩展。论述了一些利用不同特征(多光谱信息，平均灰度，灰度变化，纹理，颜色)的聚类策略。也阐述了两类边缘检测技术:并行技术和串行技术。并行边缘检测技术是指点集是否在边上由这个集合的灰度值和它邻居的灰度值确定，加重空间滤波，梯度算子，适应性局部算子[9，10]，泛函逼近，启发搜索和动态规划，松弛法，曲线拟合和线性拟合都属于并行计算的范畴。而串行技术是指基于先前检查过的点结果来做决策的技术。文献给出了串行边缘检查的主要步骤，也简要的介绍了区域合并法，区域分割法以及这两种方法的组合。

参考文献[5]将图像分割技术划分为六个主要类别:(1)测量空间导向的空间聚类(2)单连通区域生长策略(3)混合连通区域生长策略(4)图心连通区域生长策略(5)空间聚类策略(6)分割合并策略。每个类别都会在区域合并错误，块状区域边界和内存使用问题上进行比较。混合连通区域生长策略提供了在边缘平滑和最少不需要区域最好的折中。特征空间聚类法的一大缺点就是聚类分析没有用到任何空间信息。这个调查陈述了一些空间聚类法，它们组合了区域生长和空间连通技术。。它良好的总结了各种空间连通生长策略。除此之外，还论述了高相关度，多频段图像直方图冗余，在多维直方图使用聚类困难的问题。

参考文献[6]论述了基于阈值的分割算法并且尝试使用均匀性和形状来评估一些阈值法的表现。它将阈值法分为两类:依赖于点的技术(基于灰度直方图)和依赖于区域的技术(基于改进的直方图或者共生)。也讨论了一些多阈值技术和概率松弛技术。

参考文献[7]将图像分割视为机器视觉系统中低级视觉子系统和高级视觉子系统的桥梁，低级子系统包括从图像处理操作(如消除噪声，边缘提取)到输入图像增强，高级子系统包括对象识别和情景理解。在分割过后，增强后的输入图像会映射为一些用常见特征描述的区域，然后用于高级视觉任务。分割技术分为三类:基于像素的，基于边缘的，基于区域额。一些常见的图像分割方法也将会被研究，例如高斯滤波，奥特苏阈值法，凯恩克适应性阈值法，亚奥罗维茨-布鲁克斯坦基于边缘的适应性阈值法，帕克局部密度梯度法和霍罗沃兹-帕维里迪斯分割合并分组法(SMG)[7].参考文献[1]回顾了灰度阈值法，边缘检测法和许多其他方法，如模糊集分割法，基于神经网络的方法，基于马科夫随机域的方法(MRF)以及基于表面的方法。文献也关注了除了（）。也简要的介绍了彩色图像分割和模糊分割。同样也陈述了基于模糊算子，属性和数学方法的应用的发展，预测了基于IF-THEN 规则的图像分割方法在不远的将来会是一个有前景的研究领域。在讨论完这些图像分割方法后，作者比较了六种基于直方图的方法和两种像素迭代方法—松弛法和MAP（）估计。最后探究分割结--果的客观评估方法。

想要了解更多的单色图像分割方法，读者请参阅文献[1，2，5-7]。

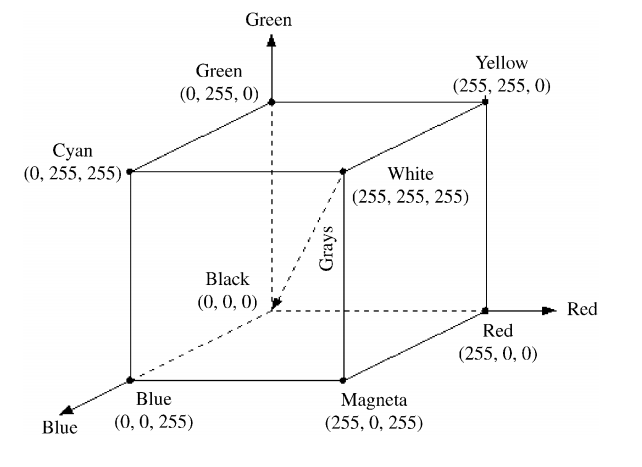
1. **图像特征**

颜色是通过R(红)G(绿)B(蓝)的组合而被人类感知，这三种颜色通常被称为三原色。

以 R,G,B 为基本表示方法，我们可以通过线性或者非线性转换来推导出其他颜色表示方法(色彩空间)，如RGB，HIS，CIEL\*u\*v\*等将会在彩色图像分割中使用到的色彩空间，但是没有一个适用于所有图像。选择一个好的颜色空间仍然彩色图像分割中最困难的部分之一[13]。

红，绿，蓝分量能够通过在三个独立的过滤器过滤得到，等式如下:

其中 ，，是光或者辐射 的颜色过滤器， 是波长。

RGB颜色空间能够几何表示为一个三维立方体(图一)[14]。立方体中的每一个点的坐标分量分别代红绿蓝。

图一，RGB颜色空间的三维立方体表示[14]

色度学原理[15]:(1)能够由这三种颜色组合得到的任何颜色是唯一的；(2)如果两种颜色是相同的，那么在它们各自的三个分量扩大或者缩小同样的倍数以后，这两个颜色依然相同。(3)颜色混合后的亮度与混合前颜色亮度和相同。三色基础值：蓝色425.8nm，绿色546.1nm，红色700.0nm。任何颜色都能由三个基础色得到。

RGB在电视系统和数字相机的照片中是最常用的模型。视频监视器通过调制图像每个像素三原色的强度来显示彩色图像[16，17]。RGB适合用于颜色显示，但是由于R, G, B 分量的相关性，用在彩色场景的图像分割和分析上就不如人意，因为当强度改变，三个分量都会相应的发生变化。除此之外，在RGB 空间的测量方式下，颜色差异并不是等刻度的，因此，不可能在RGB空间下通过距离来评估两个颜色的相似度。

**3.1线性转换**

3.1.1 YIQ

YIQ是美国电视信号的颜色编码方式。它可以通过 RGB 模型的线性转换得到:

其中

Y表示颜色亮度的分量，适用于在彩色图像中的边缘检测。I和Q分量联合表示图像的色度和饱和度[20]。YIQ 空间可以在一定程度上避免红绿蓝分量的相关性。线性转换的计算量也比非线性的少，这就使 YIQ 空间优于非线性系统。

* + 1. YUV

YUV同样也是一种电视颜色表示，使用于欧洲电视系统。转换如下:

其中

3.1.3 I1I2I3

参考文献[21]在一个的区域分割系统性试验中得到了一组有效的颜色特征。在区域递归分割的每一步中，新的颜色特征通过R,G,B 的卡洛变换计算得到。文献应用了八组彩色图像，分析了超过一百种色彩特征，发现了如下一组有效的颜色特征:

将 *I1I2I3* 与其余七种颜色空间(*RGB, , HSI, Nrgb, CIE, , CIE*(*L\*u\*v\**), 和 *CIE*(*L\*a\*b*))相比，参考文献[21]认为在分割的质量和转换的计算复杂性方面，*I1I2I3* 是更优的。

* 1. **非线性转换**

3.2.1 正规化RGB（Nrgb）

在进行彩色图像分割时，我们想要颜色与光强度的变化无关。一个行之有效的办法就是光谱分布上将强度变化归一化。正规化颜色空间公式表示如下:

由于 ，如果知道两个分量，那么第三个分量就能相应的确定。我们可以只使用三个中的两个[22]。

参考文献[23]给出了另一种正规化颜色空间，定义如下:

其中 ，这三个量是常数，组合起来可以得到图像像素的亮度。我们看出 和 仅仅由RGB分量的百分比确定，因此它们可以表示出一个图像的真实颜色，并且也和图像亮度相独立，这便是正规化RGB颜色系统的优点[24]。它用于表示颜色平面相当方便，因为颜色的值都限制在了一个小范围内。

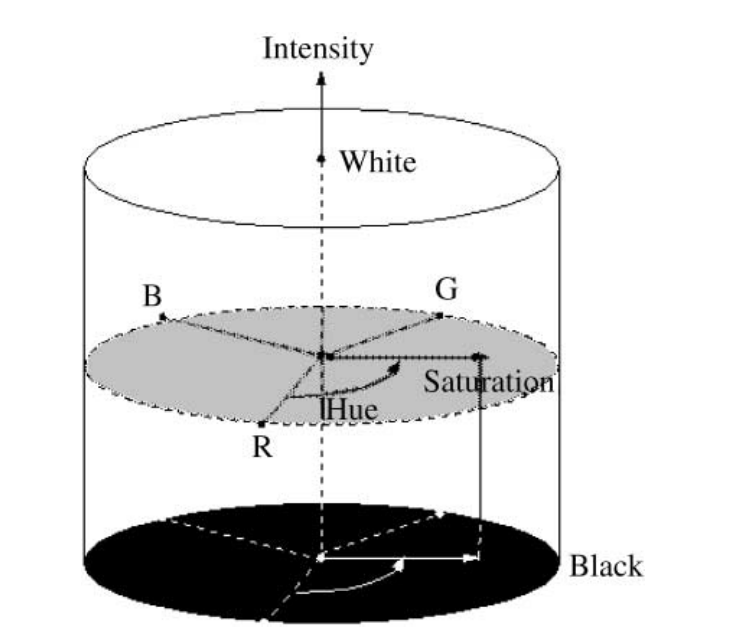
正规化降低了对颜色变量分布的敏感性[25]。在亮度改变中它相当稳定。但是有一个明显的缺点，如果在低强度下噪声特别多。这是由非线性转换导致的。

* + 1. HSI

*HSI*(色度-饱和度-强度)是另一个图像处理领域常用的颜色系统，其更符合人类视觉[26-29]。有许多HIS系统的变种，如 HSB (色度-饱和度-明度)，HSL(色度-饱和度-亮度) 和 HSV(色度-饱和度-值)[30-32]。

*HSI* 将图像的强度信息和颜色信息分离。颜色信息由色度和饱和度描述，强度则描述图像的明度，强度由光照量确定。色度表示基础颜色，由光谱中占主导的波长决定。它位于光谱中波峰位置。饱和度用于描述颜色纯净程度，标志与色度混合的白光的量。它是相对于整个光谱中波峰的高度。

*HSI*颜色空间可以几何表示为图二[14]。色度通常被认为是RGB空间中色点和参

图二，*HSI* 颜色空间[14]

考线的夹角。色度的取值范围为0° 到 360°，例如蓝色是240°，黄色是60°，绿色是120°，品红是300°.饱和度分量表示离圆柱体中心的径向距离。离中心越近，颜色越亮。强度是沿轴线方向的高度。圆柱体的轴线描述了灰度，比如，0(最小值)强度是黑色，满强度是白色。每个垂直于圆柱体轴的平面强度相同。

*HSI* 颜色空间可以描述由人眼认知的颜色，因为人类的视觉系统可以很容易的区分色度，因为不同的强度或者饱和度并不会改变对不同颜色的判断。

*HIS* 坐标能够从RGB空间转换过来。色度，饱和度，强度公式如下:

色度在饱和度为0时没有定义，饱和度在强度为0时也没有定义。

我们可以在HSI描述下使用灰度算法在强度分量上进行计算。我们可以在色度分量上应用分割算法从而将颜色不同的对象分割出来。例如，我们可以设置一个在色度范围内设置一个可以很容易将不同对象分割出来的阈值。但是将这些阈值转换为RGB值将会非常困难，因为色度饱和度，和强度只都被编码为RGB值。这在图像亮度不均匀时，如有阴影，因为色度与强度是相互独立的。我们同样也能在色度，饱和度，强度等分量上使用阈值法来得到一些区域，许多区域生长算法上可以在这些区域上使用。色度在亮度随点不同而变化或者随图像不同而变化的地方特别有效。如果完整的白光条件成立，那么色度不会因为高光，阴影而变化。除此之外，在一维色度空间的计算复杂性比三维RGB空间小。色度的一个缺点就是在颜色柱体中不可除去的奇异性，当一个输入的RGB值发生一点小的变化就会导致转换的值发生较大的变化。这种奇异性也可能会导致颜色表示的不连续性[15]。色度值在奇异点数值不稳定。这就是为什么低饱和度的像素在许多分割算法中不会被分配到任何区域。同样，颜色的强度离白色或者黑色较近时，色度，饱和度在区分颜色不会有什么用。

* + 1. CIE*空间*

CIE(国际照明委员会)颜色系统是为了感知一致性而发明的，因此它满足类人类观察者的物理心理学需要。它有三个基本量X,Y和Z。任何的颜色都可以由这三个基本量组合得到。X,Y和Z可以通过RGB三原色坐标系统线性转换得到。特别的，NTSC()接收主系统的转换矩阵为:

一旦知道了XYZ 的三色坐标，可以得到很多CIE空间。CIE(L\*a\*b\*) 和 CIE(L\*u\*v\*)空间是两种典型的例子。他们都可以通过X，Y和Z的非线性转换得到。

CIE（L\*a\*b）定义如下:

其中，（）是标准白色时X,Y,Z的值。

CIE(L\*u\*v\*)定义如下:

其中,,, 是标准白色值，且:

在这两个颜色空间中的每个点都可以认为是(L\*a\*b\*) 和 (L\*u\*v\*)空间中的点，所以颜色的差异可以通过计算两点的欧几里德距离来判断。描述颜色不同的公式如下:

对于CIE(L\*a\*b)空间:

.

对于CIE(L\*u\*v)空间:

.

在图像分分割中，通过欧几里德距离来表示人眼感觉上的颜色差异是一项很重要的能力。(L\*a\*b\*) 和 (L\*u\*v\*)大致是均匀刻度。那就是说，它在计算机处理时与人眼的感觉是一致的[33]，然而RGB和XYZ色彩空间就没有这种属性。因此，我们可以方便地得到感知上的颜色属性，如强度，色度和饱和度。我们可以使用两个CIE颜色空间中的一个和与之对应的色彩差异公式来定义HIS空间，即把柱坐标映射到(L\*a\*b\*) 或 (L\*u\*v\*)，并且同样与HSI空间的定义一致。

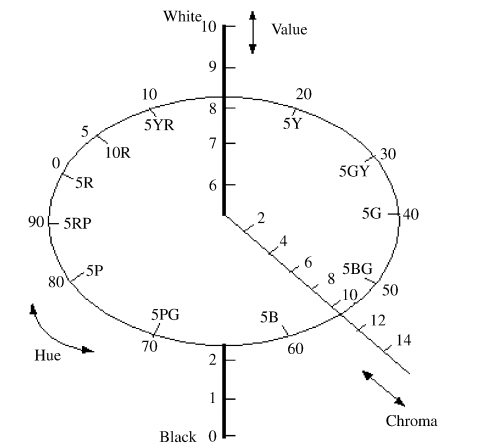
对于CIE(L\*a\*b\*)空间:

对于 CIE(L\*u\*v\*)空间:

这两个CIE空间共享同样的L\*，它被定义为颜色的亮度或者强度。

相比于RGB三原色，CIE空间能够更加独立且简单地控制颜色和强度信息。颜色比较可以直接基于颜色空间的空间距离，所以在颜色差异较小的情况下特别有效。然而，它也有和其他非线性转换的问题，奇异性。

3.2.4孟塞尔颜色系统

孟赛尔颜色系统开发于1969年[34]。它是最早详细定义颜色的方法中的一种，使用了三个颜色认知属性，孟赛尔色度，孟赛尔值，孟赛尔浓度。图三描述了孟赛尔颜色空间。

图三，孟赛尔颜色空间[34]

系统中有五种被当做是主要色度的颜色，分别是红色(R)，黄色(Y)，绿色(G)，蓝色(B)，紫色(P)。这些颜色的组合:YR,GY,BG,PB,RP是五种中间色调。色度圆被平均分成100份，其中有五种主要色度，五种中间色度且间隔相同。所有色度值都在色度圆上，可以使用两种方式描述。一种是通过他们与指定的色度值的关系来确定，如R，2R和10R。另一种方式是将一个色度值分配一个值，5R=0，6R=1，沿着色度圆顺时针方向递增来得到每个色度的值。

孟赛尔值(V)描述了颜色的亮度。它将黑色定义为0，白色定义为10。下述等式描述了V和亮度Y的关系:

浓度(C)和CIE空间中的饱和度相似。它描述了颜色的纯度。当C为零时，它是一种非彩色。

和HSI空间相似，孟赛尔颜色空间可以用柱形坐标系统表示，分量为H,V,C。但是我们不能通过公式将孟赛尔空间转换为CIE空间。因此，需要有一种方法来将真实的颜色映射到孟赛尔空间[34]。三个不同等级的图像在试验中都有涉及。最低级，密度，可以通过图像的黑/白分量来实现；下一级，三原色可以通过应用于RGB图像实现；最高级，三个认知上的属性可以被孟赛尔HVC系统确定。

* 1. **混合颜色空间**

参考文献[35]提出了一种由三种颜色特征组成的，可以将像素在混合颜色空间(HCS)中

分类的方法。将K种颜色特征(R,G,B,Rn, Gn, Bn, I,H,S,X,Y,Z, Xn, Yn, Zn, ¸L\*, a\*, b\*, u\*, v\*, I2, I3, A, C1, C2, Y’, I’, Q’,U’, V’, )。它使用了明确说明的准则来选择一组三种最具区分性的颜色特征。实验结果表明:I3,A和颜色特征符合。最后比较了被分为LUV和HCS的图像。这种方法取决于应用。它不会提供最好的解决方法，但是会花费更少的计算时间。

* 1. **基于物理的模型**

传统的彩色图像分割方法遇到了太多的错误的区域，因为没有考虑到光照对对象颜

色上的影响。图像分割应该基于材料表面的变化，包括材料的不同和遮蔽阴影，高光的影响。除此之外，对象受光源直射，它们反射其他对象的光。如果在图像分割阶段考虑到了物理模型，那么许多区域就能被正确分割。

物理模型在彩色图像分割中，与在一般的色彩信息表示中是大不相同的。这些模型

旨在于消除高光阴影和遮蔽，并且是在对象的边缘进行分割。谢弗的双色反色模型[36]和希利的近似颜色反色模型(ACRM)[37]是两种典型的例子。

反射和材料的属性高度相关。参考文献[37]把材料分为两类:一类包括光学性质均匀的材料，如金属，玻璃，晶体，另一种是光学性质不均匀的，如塑料，纸，纹理和画。通常在应用算法前确定材料的类别是非常有用的。例如，我们可以有效区分绝缘体和金属，因为它们在光照下的反应不同。所以，它们在图像处理上需要不同的算法。

基于二色反射模型，参考文献[36]使用了一个能逐个确定表面和物体反射量的方法。同样也提出了一种在图像上分析颜色值的算法，其在图像彩色图像理解中非常有用。

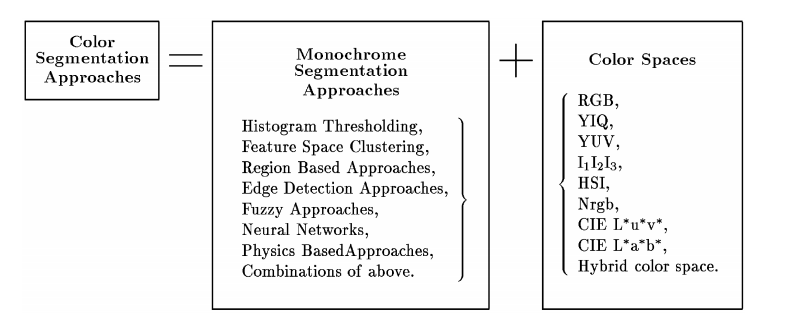
**3.5颜色空间的讨论**

参考文献[38]显示了非线性颜色空间转换如HSI和正规颜色空间的一些特点，本质的，无法去除的奇异性和值分布中的虚假众数。参考文献[38]建议使用YIQ之类的线性空间，而不是非线性空间。

线性空间最主要的问题是三个分量的高相关性，这就使三个分量相互依赖并且与强度高度相关。因此，线性空间非常难区别高光，阴影，遮蔽。除此之外，如果使用了彩色线性空间，图像分割必须在三维空间中进行，通常是一次一个分量，因为将三个分量的内在属性组合起来很困难。然而，非线性空间不会有这些问题，在HSI空间中，色度可以用来在一维空间中分割，如果饱和度不低的话，这种情况下某些类型的高光，阴影，遮蔽就不用考虑了[30]。

1. **彩色图像分割**

很长一段时间人眼被认为能够分辨成千上万种色差和强度，但是只能分辨四十种灰度。经常会发生使用灰度不能提取对象，但通过颜色信息可以。相比于灰度，颜色除了强度，还提供了很多信息。颜色甚至在图像识别和计算机视觉中都是有用或者必须的。同样由于硬件的随处可得，处理由纬度颜色空间造成的高复杂度问题也能被解决。因此，彩色图像处理已经变得越来越现实。

 正如前面提过的，彩色图像分割的文献没有单色图像分割的文献多。大多数公开发表的彩色图像分割结果都是基于使用不同色彩表示方法的灰度图像分割方法的，如图四所示。

图四.常用的彩色图像分割方法

参考文献[1]简短地介绍了彩色图像分割方法，并且提到彩色图像可以被认为是多光谱图像的特殊情形，任何多光谱的图像分割方法都能应用与彩色图像。参考文献[3]分析了在有复杂纹理的彩色图像分割中遇到的问题。只讨论了两种颜色空间，RGB和HSI。纹理是所有图像分割技术要考虑的一个主要问题，因此相对于色彩表示方法，特征提取里图像的纹理变化讨论的更多。论文关注了两组主要的分割技术: 边界形成和区域形成。语义信息如何和多大程度上应用于图像分割也被涉及到。也展示了实验结果。参考文献[4]讨论了一些颜色空间(RGB,正规化RGB, HSI，CIE L\*u\*v\*， YIQ， YUV)和它们的属性。分割方法被分为四种: 基于像素的，基于区域的，基于边缘的，基于物理特性的。得出了一些基于论文分析的结论。

大多数灰度图像分割技术可以扩展然后用于彩色图像，如直方图阈值法，聚类法，区域生长法，边缘检测，模糊方法和神经网络。灰度分割方法可以直接应用于颜色空间的每个分量，然后通过一些办法来组合这些结果得到最终的分割结果[39]。然而，有一个问题就是如何将色彩信息作为一个整体应用于每个像素点。当色彩映射为三个分量，颜色信息分散过后彩色图像就变成了简单的多光谱图像，而且人类能够识别的图像信息也丢失了。另一个问题就是如何选择分割中使用的颜色表示方法。正如上一节所讨论的，每一种方法都有其优点和缺点。没有哪一个方法在各种图像中完全优于其他的方法。

在大多数彩色图像分割中，区域的定义是基于颜色的相似性。这个假设通常使得所有的算法在分割有高光，阴影，遮蔽或者纹理会相当困难，因为这些因素造成了物体表面颜色的不一致。使用HSI能够在某种程度上解决这个问题，除了色度在低饱和度的下不稳定的情况。一些基于物理的模型可以解决这个问题[36，37，40-52]。这些模型考虑了彩色图像的机构信息[17]，但是限制太多阻碍了大规模的应用。

分割也可以被看作是基于颜色和空间信息的图像分类问题。因此，分割方法可以被分为有监督和无监督学习/分类过程。参考文献[53]比较了不同的颜色空间[RGB，正规化RGB，HIS，混合颜色空间]和有监督的学习算法在分割水果图像的结果。有监督的算法包括:极大似然法，决策树，K近邻法，神经网络，等。参考文献[54]研究了六种无监督学习的彩色图像分割方法:适应性阈值法，FCM，SCT/中央分割，PCT（主成份变换）/正中切，分裂合并，多尺度分割。参考文献[54]展示了在正确标识的肿瘤边界中，组合不同种方法的组合可以得到更多正确标识的结果，并且通过探索额外的合并分割对象的信息，成功率还可以进一步提升。一些算法组合了无监督学习和有监督学习来分割彩色图像。参考文献[55]使用了基于FCM的无监督学习分类算法和最近模型原则。分类过后的像素被用来产生一组原型，这些原型已经被多层神经网络优化过。有监督学习被使用是因为优化过的原型将用于后续分类其他像素，参考文献[56]部署了一个神经网络用于有监督分割和模糊聚类算法用于无监督分割。关于彩色图像分割中不同的有监督和无监督方法的资料可以查阅[124，130，131]。

**4.1直方图阈值法(众数法)和颜色空间聚类**

直方图阈值法是单色图像分割中最广泛使用的方法[19]。它假定组成图像的区域灰度值不同，图像的直方图可以分成几个峰(众数)，每个峰都属于一个区域，并且在两个相邻的峰之间存在明显的峰谷。至于彩色图像，由于多个特征因此与单色图像不同。基于多直方图的阈值法通过得到每个分量的阈值来分割颜色空间。但是在划分多维空间时有一些不足，因为阈值法是用于灰度图像的。例如，聚类后的形状是三角形。参考文献[57]使用了一个工具用于颜色空间聚类，评估标准使用最小平方和原则，然后给出了大致的解决方案。因为颜色信息是由三原色RGB和他们的线性或者非线性转换表示的，表示一个三维彩色图像的直方图和选择直方图的阈值不是一个轻松的工作[5]，并且检测在这个空间中的点的计算复杂度很高。一个解决方法就是找出高效存储和处理三维颜色空间图像的办法。由于RAM容量快速增加，这个问题也得到缓解。参考文献[58]使用二叉树来存储三维直方图，树的每个节点包括值为RGB值的键和一定范围内以键值为中间值的点数目。参考文献[59]也使用了同样的数据结构和相似的方法来检测在正规化三维空间(X, Y, I)中的聚类。另一种方法是将三维空间投影到低纬空间，例如二维甚至一维。参考文献[60]使用了由正规化三维空间(X, Y, I)投影的二维平面(X-Y, X-I, Y-I)来交互地检测航空红外拍摄的照片中桔园的虫害。参考文献[61]提供了使用二维颜色空间的分割方法。参考文献[62]提议了一种多维直方图阈值法，它使用从三种不同颜色空间(RGB, YIQ,和HIS)得到的阈值。这个方法使用了一个区域分割的掩码，初始的掩码包含了图像所有的像素。对于任何的掩码，九个关于掩码图片的冗余特征(R, G, B, Y, I, Q, H, S, 和I)都会被计算，定位到这些直方图所有的峰值，有最好的峰值的直方图将会被选取，然后这个直方图的阈值将会被确定用于将掩码图片分为两个部分，然后这两个部分将会产生新的掩码用于后续的分裂。这个操作将会被重复直到所有掩码都被处理，这就表示现存区域的九个直方图中没有一个可以再被阈值化，而且每个区域都是同类的。参考文献[63]使用孟赛尔的三个颜色属性(H, V, C)来将图像分割成区域，这些区域是视觉均匀的。一个与参考文献[62]中的一个方法相似的递归的阈值法将彩色图像分割为有意义的区域。确定最好峰值的准则定义如下:

其中代表在两个连续峰谷之间的峰面积，是直方图的总面积，代表在半最大峰值时的宽度。为了获得在众数(高密度的区域)和峰谷(低密度区域)的最大信息，参考文献[64]采取了基于熵的阈值法。众数由多模型概率密度函数(pdf)估计决定，它可以通过阈值化pdf得到。

在上述方法中，阈值法一次只应用于一个颜色分量。因此区域提取不是同时基于三种颜色分量的，因为三个分量的关系会被忽略。我们如果能够找到一条线，三维空间的点会被投射到这条线上，然后这些投影的点可以容易的分开，这个问题就可以解决。参考文献[65]使用了线性判别分析来找到这样的一条线，然后用于一维阈值法。这个方法在CIE(L\*a\*b\*)空间中操作。在三维空间中的聚类分布估计最开始只使用一维直方图。然后，为了用于一维阈值法，聚类的被投影到由线性判别分析得到的直线上，这样可以最小化聚类错误率。这就允许了同时使用所有的颜色信息。

参考文献[21]在试验中使用了参考文献[62]中的分割方法来提取一组有效的颜色特征。代替了使用冗余的信息的阈值法，它应用了K-L变换到RGB空间来提取特征，它有强大区别能力来孤立给定区域的聚类。给定一个区域S, 为S中RGB分布的协方差矩阵，是的特征值并且。令为对应的的的特征向量，例如

,

其中*i*=1,2,3，然后颜色特征定义如下:

其中。可以证明是无关的，并且有最大的方差，因此具有最大的区别能力。在正交于的向量中有最大的区别能力。在分割的每一步中，三个新的颜色特征会被自适应计算并且用于计算阈值法的直方图。然而，真实应用中每个分割步骤中使用K-L转换会带来大量的计算时间。参考文献[21]仅仅把它作为一个寻找跟K-L转换提取颜色特征一样有效的工具（参阅3.2.3部分）。

参考文献[66]使用了一样的思想来提取用于检测聚类的颜色分布的主要部分。在参考文献[63]中给出了确定直方图中峰值的详细算法。”应用于图像分割中的特征聚类是阈值法概念的多维扩展”[2]。通常来说，两个或者多个特征形成一个特征空间，每一类的区域假定会在空间中形成不同的聚类。使用多个特征来进行图像分割的理由是，有时有些问题用一个特征不能被解决，但是使用多个特征就行。这些特征可以是任何能够用在分割问题的特征，例如多光谱图像的灰度值，灰度直方图，均值，绝对偏差，纹理，等等。对于彩色图像，一个彩色空间是本质的特征空间，应用聚类方法到彩色图像是最简单的想法，因为颜色倾向于聚类。聚类是模式识别中一个重要的方法，已经使用多年。它最大的问题是在非监督的聚类策略下如何确定聚类的数量，这被称为聚类正确性。对于一个彩色图像来说，使用这种方法选择颜色空间是极其重要的。例如，因为R，G，B之间的高相关度，他们被用于聚类，均匀颜色但是强度不同的对象可以被分割成不同的对象。也就是说，有阴影或者遮蔽的图像不能被正确分割。

参考文献[67]提出了一个基于一维直方图阈值法和FCM的两阶段彩色图像分割算法，这两个阶段各自是粗糙阶段和精细阶段。在粗糙阶段，一维直方图阈值法一次应用与一个颜色分量(RGB,YIQ和I1I2I3)，然后尺度空间滤波用于定位每个颜色分量直方图的阈值。这些阈值然后将用来把颜色空间分割成几个六面体。那些包含的像素数目超过先前确定的阈值的六面体被认为是有效的空间。在一维直方图中的所有峰值都有可能是聚类的中心。粗糙分割阶段试图自动找到类别数目和每个类别的中心。在精细阶段,FCM使用粗糙阶段中检测到的聚类中心来将未分类的像素分配到最近的类。这个技术尝试使用粗糙-精细的概念来解决聚类的有效性。但是它仍然是基于直方图是不是单峰的前提。它同样有其他大多数阈值法共有的缺点。参考文献[26]提出了一个使用FCM的迭代多光谱图像分割方法，并且在RGB和Ohta颜色空间做了试验。Ohta特征空间是RGB颜色空间的线性转换。三个特征分别是(R+G+B)/3，(R-B)和(2\*R-G-B)/2。他们在这个顺序中有意义，并且许多情况下使用前两个特征就能达到较好的分割效果。

参考文献[68]提出了一个基于K最临近算法(K-NN)的方法来检测颜色场景中的水果和叶子，这被用于建立柠檬收割机器人的视觉系统。特征向量是基于YUV颜色空间的。为了整合水果和叶子的形状及表面信息，向量不仅要包含像素本身颜色分量还要包含它的四个邻居的分量信息。

*X(i,j)=[U(I,j),V(I,j),U(i+h,j),V(i+h,j),U(i-h,j),*

*V(i-h,j),U(I,j+h),V(I,j+h),U(I,j-h),*

*V(I,j-h)]*

U(i,j)和V(I,j)是YUV颜色坐标的U和V分量，h代表邻居。如何选择标准样品将会变得很重要，因为在实际中有很少的参考。其次错误标注的样品和/或“露宿者”会减少分类的准确度。第三，参考越多，噪声或者错误数据就越多。最后，大的参考集会带来计算速度的问题。多编辑和压缩技术的组合可以用于减少参考集的大小。这样做的情况下，准确度依然很高，但是计算时间会大大减少。

**4.2 基于边缘的方法**

基于边缘的方法尝试将像素分类到同质区域，这些方法包括区域生长，区域分割，区域合并和他们的组。在区域生长方法中，一个种子区域首先会被选择，然后被扩展来包含所有同质的邻居，这个过程会重复直到图像中的所有像素都被分类。区域生长法的一个缺点是它天生依赖于种子区域的选择和像素及区域检测的顺序。在区域分割方法中，初始的种子区域是整个图像区域。如果种子区域不是同质的，它通常就会被分割四个正方形的子区域，这些子区域会成为新的种子区域。这个过程会重复直到所有的子区域都是同质的。区域分割法的主要缺点是结果图像倾向于与代表图像的数据结构相同，并且正方形太多。区域合并方法通常与区域生长或者区域分割方法组合来合并相似区域来得到尽量大的同质区域。这些技术在图像有明显的同类判据时效果最好，而且其对噪声也不敏感，因为同质性是由统计确定的。他们比特征空间阈值法或者聚类法好，因为同时考虑了特征空间和像素的空间关系。然而，所有基于空间的算法是自然顺序的，而且还有一个问题是他们天生依赖于种子区域的选择和像素及区域的检查顺序。参考文献[21，62，63，65]使用区域分割方法来分割彩色图像。他们使用的同质判据是基于一维直方图阈值法，特征为颜色分量或者由颜色空间中提取。

参考文献[69]提出了一个彩色分割方法，它组合了区域生长和区域合并方法。它开始是区域生长过程，使用的准则基于颜色相似性和空间接近性。在R，G，B空间的欧氏距离被用于定义颜色相似性，它定义了颜色同质性的三个准则:局部同质性(LHC)是比较两个接邻的像素局部；第一平均均匀度准则(AHC1)是比较像素和它邻居的局部和区域，过程中只考虑研究的区域；和第二平均均匀度准则(AHC2)，它是在全局和区域水平上比较像素和研究的区域。

在基于颜色相似性的全局同质性准则下，区域生长过程中产生的区域随后会被合并来产生一个未分区的分割，它由空间不连续但是相似的区域构成。这种方法的问题在于这些准则阈值的选择相当主观，而且阈值跟图像相关。另一个问题是它不能用于有阴影或者遮蔽的图像。

为了识别小对象或者局部变化的彩色图像，参考文献[70]提出了一个分等级的分割方式，它通过一个阈值化操作在同质性直方图中标识了均匀区域。同质性由两个部分组合定义:强度的变化和不连续性，(R+G+B)/3,局部信息和全局信息都被纳入考虑范围，因此，分割的结果得到很大改善。基于区域的方法被广泛用于彩色图像分割，因为它同时考虑了颜色信息和空间细节。

**4.3边缘检测**

边缘检测被灰度图像分割广泛使用，它基于检测灰度的不连续性，尝试定位灰度突变的点。边缘检测技术通常被分为两类:顺序的和平行的[1，2]。一个平行的边缘检测算法表示确定一个一组点是否在边缘上不取决于其他组的点是否在边缘上。原则上，边缘检测算子可以同时应用到整个图像。一个技术高度强调空间滤波。因为高空间频率会伴随着强度的突变，我们可以通过傅里叶算子来进行高频滤波从而增强或者提取边缘。这里的问题在于如何设计一个相关的过滤器。这里有许多种平行的区分算子，例如Roberts，Sobel，和Prewitt算子，他们被称为一阶差分算子，同时Laplacian算子是二阶差分算子。这些算子之间主要的差别是分配到掩码的每个元素的权重不同。这些算子要求在两个接邻的点之间有灰度突变，并且只有在两个区域之间非常突变的边缘才能被检测到。他们不能检测不清楚定义的边缘，这些边缘是由沿着边缘渐变的灰度形成的。因为计算是基于一个小窗口的，结果相当容易受噪声影响。顺序的边缘检测就意味着一个点的结果与前面检测后的结果有关。这里有许多使用启发式搜索和动态规划的顺序检测技术。顺序边缘检测的性能将会取决于初始点选择的好坏，并且结束条件的定义也很困难。

在一个单色图像中，边缘被定义为灰度的不连续性，并且只有当两个区域亮度不同才能被检测到。然而，在彩色图像中，边缘的信息比单色图像的丰富的多。例如，两个亮度相同但是色度不同的物体之间的边缘能被检测到[71]。相应的，在彩色图像中，一个边缘应该被定义为三维色彩空间的不连续性。参考文献[23]给出了三个替代的定义:(i)定义一个颜色空间中的度量距离然后使用距离的不连续性来确定边缘。这就使得彩色边缘检测依然是在一维空间中操作的。因此结果也不会比直接在相应的单色图像上应用边缘检测算法好。(ii)把彩色图像是由三个彩色分量的单色图像组成的，然后在每个图像上应用边缘检测算法。然后通过一些步骤可以将这三个图像中检测出来的边缘合并在一起。这仍然是一个灰度的边缘检测并且可能会在某些场景不满足要求，例如，当采用梯度检测算子，一个像素的三个梯度可能有相同的大小，但是方向相反[72,73]。(iii)在三个色彩分量上应用一些均匀性限制可以同时用到三个颜色分量，但是这允许了三个颜色空间的极不相关。实际上，这些限制直接导致了三个颜色分量的限制，这就使得定义(iii)与定义(ii)本质上不同。

参考文献[23]使用定义(iii)来定义一个颜色边缘。这个定义允许边缘在三个分量中的独立，除了边缘的空间角度必须相同而外。使用文献[11，12]中的边缘检测扩展算子，Y,T1和T2可以被用于计算彩色边缘。在两张图片上的实验的结果表明大多数色彩分量中的边缘与目标物体的边缘一致，并且在色彩分量(T1,T2，色度和饱和度)中检测到的边缘数目比在亮度分量(Y)中的少，因为色彩在一个图像中物体的表面上相对来说不会变，然而亮度由于光照的不均匀和反射的关系会产生变化，并且对于很大一部分场景来说，光亮边缘在色彩边缘存在的情况下也存在。然而在低对比度或者低亮度的图像中存在这样的情况，缺少光亮边缘但是存在色彩边缘。这种情况出现的原因为，在自然场景中不太可能出现不同的色度的物体有相同的亮度分量。基于上述的观察，参考文献[23]建议使用颜色来帮助在多级分割策略中获得可靠的初始数据，因为彩色边缘看起来包含更少的虚假边缘，而且推断出忽略颜色信息仅仅导致了性能的一点下降，因为颜色边缘和色度边缘倾向于高度相关。这仅仅适用于那篇论文中使用的两张图像，因为几乎没有任何的阴影和遮蔽。对于那些有大量阴影和遮蔽的图像而言，这个结论将不再正确。色度和饱和度信息结果是非常重要的信息，因为存在亮度信息不能但色度信息可以正确检测阴影或者遮蔽边缘的情况。因此，如果存在大量的阴影或者遮蔽，由忽略色彩信息导致的性能下降不再是一点点。

参考文献[20]讨论了边缘检测中的颜色空间选择。它考虑了*RGB,YIQ,CIE(L\*a\*b\*),G1\*G2\*G3\**和*P1P2P3*，G1\*G2\*G­3\*是使用人眼视觉系统模型的得到的，P1,P2和P3是使用红绿蓝分量的归一化协方差矩阵得到的三个主要分量。在一个女孩图像的色彩空间中给出了三个分量的正规化协方差矩阵。对于每一个颜色空间，边缘检测通过使用罗盘梯度下降算法实现。色彩边缘由三个色彩分量的24个梯度值的最大值和一个像素的八个方向确定。通过分析颜色分量的内能和边缘活跃指数，文献总结出了颜色空间中的三个分量的固有的交织关系应该在彩色边缘检测中纳入考虑范围，并且对于彩色边缘检测来说最有效的分量是G,P1,Y,L\*和G1\*，他们是五个颜色空间中的亮度分量。然而，参考文献[21]并没有考虑阴影或者遮蔽的影响。

参考文献[74]认为相较于在亮度，RGB或者正规化空间中检测出来的边缘，在色度空间中检测出来的与物理边缘的关系更加直接，在HSI空间中的彩色图像分割可以增强高饱和度图像的分割结果，就算是在阴影，遮蔽，透明和高光等复杂情况下。它比较了一些颜色空间如RGB，正规化RGB，HSI和(L\*a\*b\*)，讨论了色度的属性，并且展示了由于加法/移不变性和乘法/标度不变性，色度是与透明度和某些类型的高光，阴影，遮蔽无关的。这个论文中的边缘检测算法是:首先，使用Canny算子[77]来产生边缘强度地图；然后在色度改变较小的情况下逐渐消除边。HSI空间的主要问题就是它在色彩柱轴上的奇异性，即当R=G=B或者饱和度=0的情况下。色度在饱和度的情况下不稳定，因此，使用色度来分割低饱和度区域是不可靠的。参考文献[74]利用基于马尔科夫随机域的一级膜类型稳定器来平滑低饱和度或者低强度情况下不稳定的色度，并且彩色图像分割效果得到了极大改善。试验表明从强度边缘地图开始，然后在由膜边缘检测算子产生的色度地图上应用一级平滑算子，可以产生一个减少阴影遮蔽透明高光的因素影响的色度边缘地图。在这个工作的基础上，参考文献[74]设计制造了一个模拟CMOS VLSI电路，电路上有光传感器作为输入，可以计算正规化的颜色和色度。参考文献[75]采用了一种改进的分水岭算法，其使用了灰度的梯度来将图像分割成同质的区域，而且考虑了过度分割的问题。参考文献[76]集合了零阶，一阶，二阶倒数。算法有如下一些优点:1.检测到了精准的区域边缘。2.解决了由过度平滑和过度分割类斜坡区域时产生的不想要的分割区域。3.区域天生包含的由噪声产生的小区域被去除。

我们想要强调边缘检测本身是不能够分割图像的。它仅仅能够为高级系统提供区域边缘的信息，或者与其他方法组合，如基于区域的方法[78-83]，来完成分割任务。

**4.4模糊技术**

上面提及的分割方法是关于区域的清晰的决策。尽管如此，一个图像中的区域不总是清晰定义的，而且在每个级别的图像分析和模式识别中，不确定性可能会上升。这可能发生在低级系统如原始传感器中，然后通过中间媒介到高级系统中。由于每个级别的决策都是基于先前级别的决策，因此先前级别的决策将会影响所有高等级的活动。一个识别器或者计算机视觉系统必须要有足够的灵活性来处理任一等级的不确定性，这样每个级别才能尽可能多的保留信息。这种方式下，不像传统的方法，系统最后的输出不会由于低级系统的决策而偏离太多。作为识别器或者视觉系统的第一个关键步骤，图像分割尤其应该做好表示和处理不确定性的准备。

模糊集理论提供了一个描述和处理不确定性和二义性的机制。模糊算子，模糊属性，模糊数学，模糊推理规则被发现大量应用与图像处理[1，84，107]。Prewitt首先提出图像分割的结果应该是模糊集而不是普通的子集[1]。在模糊集中，图像中的每个像素有一个度来表示它属于一个区域还是边界，由隶属值刻画。通过这样，我们可以避免太早作出清晰决策并且尽量保留信息到高级处理。

最近，有越来越多的使用模糊逻辑理论的彩色图像分割[20，26，63，108-120]。正如上面提到的，对于彩色图像，颜色在颜色空间中倾向于聚类，这可以被认为是自然特征空间。传统的聚类方法有一个缺点就是只有两个值，要么是0，要么是1来表示一个数据点属于一个聚类的程度。这就要求聚类间要有良好定义的边界，但是真实图像中很少出现。这个问题可以使用模糊集方法解决。FCM是一种允许聚类间存在模糊边界的方法，并且得到了广泛关注[26]。它是一种迭代优化的方法。它通过计算数据点到聚类中心的距离来得到隶属度。基于结果聚类，聚类中心随后会被更新。在迭代中，对象的判别函数会用来降低聚类中的数据点和数据中心的距离，同时最大化聚类之间的距离。

在一个两阶段（粗糙-精细）图像分割算法中，参考文献[67]使用FCM来在粗糙阶段将未分类的像素分配到最近的集中，这个过程也使用了检测到的聚类中心。这个技术通过使用粗糙-精细的概念来解决聚类的正确性。但是它的实践应用的能力依然受到直方图阈值法的限制。参考文献[26]提出了一种迭代的多光谱图像分割方法，其基于FCM并且在RGB和Ohta颜色空间做了试验。FCM有两个主要的问题:(1)如何确定为被解决的聚类数目。（2）大数据集的计算开销非常高。

参考文献[108]将一个分割定义为“一系列颜色几乎相同、颜色是渐变的接触像素的集合”，而且使用模糊方法来攻击模糊概念。它在RGB空间中定义了一个对照的模糊隶属度函数如下：

其中Contrast=是在两个像素和之间的对比，和是先前确定的阈值。对照概念被用来确定用于区域生长方法中的同质判据，定义如下：绝对对照（像素和区域间的对照）低，那么局部对照或者相对对照（像素和生长方向上的邻居的对照）就低。这个判据可以一直让分割生长，甚至是在物体表面有颜色的渐变的情况，它同时也能阻止两个区域颜色相似但是在合并中被边缘分开的情况。使用模糊隶属度函数，参考文献[108]也定义了远度，它由空间域中的距离和颜色空间中的对比度确定，如，是距离的隶属度函数，是对比度的隶属度函数。远度然后会被用于分配未分类的像素分配到最近的聚类中。这样的问题在于R，G，B是高度相关的，而且对于亮度比较主观，这就使得由RGB定义的对比度不可靠。

参考文献[109]提出了一个在HSI颜色空间，基于模糊IF-THEN规则的边缘检测方法。线性模糊隶属度函数被用来描述HSI三个分量中两个像素之间的绝对差异，特别是描述由于低饱和度下色度不稳定的色度关联程度。一些33的掩码被用来描述可能的边缘结构，对于每个掩码，模糊IF-THEN规则被发展。这些规则和模糊“OR”规则组合来推测模糊子集从而表示可能的边缘。使用模糊逻辑来表示在色度，饱和度，强度中检测到的边缘的融合是非常自然的。最终的模糊集PEP-HIS（HIS空间的可能边缘像素）是由表示三种类型像素（S3：三个分量中的边缘像素，S2：两个分量中的边缘像素，S1：一个分量的边缘像素）的三个集合加权得到。PEP-HIS隶属度函数定义如下：

参考文献[110]提出了一个基于模糊同质性的图像分割算法。模糊集理论和最大模糊熵原则被用来将时间域中的彩色图像映射到模糊域，这将会保留最大的信息。当计算模糊同质性直方图时，会同时考虑全局和局部信息。尺度空间滤波（SSF）被用来分析同质性直方图得到合适的分割。最后会使用逆函数将最终结果从模糊域转换到空间域。试验结果表明了这个方法的有效性。参考文献[111]使用了homogram的概念来提取同质区域。使用模糊同质方法来找到每个颜色分量的阈值。然后三个分量的分割结果会被组合。为了解决过度分割的问题，会有一个基于颜色相似性的区域合并过程。这个方法在寻找同质区域方面比基于直方图的方法更有效。

**4.5基于物理的方法**

基于物理的方法通过物理模型定位物体的边缘，同时也能消除由于阴影遮蔽或者高光导致的虚假边缘。在物理模型中，“双色反色模型”[36]和“近似光反射模型（ACRM）”[37]最常使用。

反射跟材料的属性高度相关。参考文献[37]将材料分为不同的种类：光学均匀的材料，如金属，玻璃，水晶，和光学不均匀的材料，如塑料，纸张，纺织品，画。通常来说，在算法应用之前，标识和分类图片场景中的材料是非常有帮助的。例如，我们应该将金属和绝缘体分开，因为他们对光的反应不同，而且需要不同的算法来理解图像。

使用人脸的颜色特征，参考文献[51]建立了一个皮肤颜色模型来捕捉色度特征。人类皮肤的颜色只在颜色空间中小范围活动，而且可以近似为高斯分布。根据[51]的结论：不关大小，方向，观察点如何，图像中的人脸都可以被标识出来。为了分割一个包含多颜色物体和多材料的图像，参考文献[52]提出了一个由三个元素：表面，亮度，光转移函组成的模型。每个元素的参数空间被分为一系列的子空间，这样就可以允许推理假设接邻的区域的关系。一隅物理参数，参考文献[52]给出了所有子集的组合以及一些合并的规则。这个方法可以简单的扩展从而用于更复杂的图像。

基于“双色反色模型”，参考文献[36]创建了一种方法来逐像素地确定界面反射和本体反射的量的方法，同时也提出了一种分析颜色值的方法，这在彩色图像的理解中相当有用。“ACRM”[37]展示了分光光谱组成的独立性和反射光按比例缩小到性质。当材料是非同质的绝缘体时，这个模型与双色反射模型一致。

基于物理的分割方法使用了先前讨论的分割方法。例如，基于ACRM模型，[42]使用Canny边缘检测算子[77]来分割一个阀门图像，基于双色反射模型，[121]在分割中应用聚类算法。这些方法的特征是，在分割中使用不同的反射模型。现有的基于物理的模型仅仅在反射性质已知而且建模容易的图像处理中使用。而且关于材料类型，光源和光照的严格限制太多。这些条件在现实世界中可能不会满足。因此，这些模型只在一些有限的应用中使用。

**4.6神经网络方法**

人工神经网络（ANN）被广泛应用在模式识别中。它们可扩展的并行处理能力和非线性特征用于分类和聚类。ANN通过平行神经网络同时进行对抗性假设，而不是顺序执行程序指令，因此ANN对于并行处理很可靠。神经网络由许多可变权重的连接连接计算元素组成。因此，完整的网络表示一组非常复杂的关联，可能混合任何程度的非线性性，也允许用来建模的函数的存在。训练时间通常很长，但是训练过后，使用ANN分类很快。

4.6.1霍普菲尔德神经网络（HNN）

参考文献[122]提出了一个核心为对霍普菲尔德神经网络最小化能量函数的灰度图像分割问题。它由能量函数衍生出网络结构。基于[122，123]中的想法，它描述了两个使用了HNN的算法分割图像。第一个算法通过直方图分析定位到了有意义的峰值，然后设计了三种不同的神经网络（每个颜色特征一个）。三个分量的图像分割结果组合得到最终的图像。RGB颜色特征，I1I2I3颜色特征，和RGB颜色特征的K-L转换（KL-RGB）在实验中都被用到。[123]给出了另一种算法来建立分割图像的霍普菲尔德神经网络，这个神经网络有个神经元。M，N是图像大小，S是分析直方图选择的聚类数。对于这两种算法，直方图分析至关重要，因为它生成原始分割结而且决定了两个神经网络结构的初始化。在算法中，空间信息同样被考虑到了，因为要输出连续的彩色像素标记。

一个无监督的算法[124]使用HNN来分割预先准备并且使用标准方法染过色的肝组织。结果表明这些图像上RGB颜色空间表示比HSV和HLS好。这个算法可以自动提取核心区域和细胞质区域，这些对于诊断非常有帮助。[125]尝试分割痰图像来建立一个肺癌的自动诊断系统。在掩盖住非痰细胞后，HNN可以清晰的分类出背景像素，细胞核像素，细胞质像素。这个技术在复杂场景下也能正确分割，但是在细胞重叠的问题上需要投入更多的研究。

[126]中，每个边缘像素都被分配到HNN的一个元素，而且一个局部的最小值可以在HNN中找到。为了减少计算时间，金字塔图像被用于快速分割然后得到全局最佳解。活动的区域分割方法是基于规则化的方法，这个方法中区域生长是边缘检测的一部分。

4.6.2 自组织映射（SOM）

自组织映射（SOM）将输入空间投影到低维度规则方格的原型下，这些方格可以用来有效地可视化和探索数据的属性[127]。对于数据聚类来说，Kohonen特征自组织映射网络是一个强大的工具。[128]将分水岭分割方法用于彩色图像的照度分量。为了解决过度分割的问题，Kohonen自组织映射将会被使用。分水岭分割的区域，色度分量和亮度分量是网络的输入，将会用于得到如何合并图像的信息。[129]中，SOFM首先被用于量化输入的彩色图像，目的是减少计算时间，然后得到一个有索引的图像。第二步，通过移动窗口计算局部直方图，获取索引数目向量。第三步，索引数目向量作为SOFM的训练数据。最后，每个聚类从索引数目空间映射到原始图像。[129]认为SOMF是一个快速训练的方法，而且给出了并行的硬件结构。

4.6.3其他神经网络

反向传播（BP）算法同样也能用于分割彩色图像。颜色特征被连续输入到BP中，一次一个像素，必须有三个输入节点。[130]提出了BP的结构而且讲了如何训练BP网络，C均值和矢量量化算法（LVQ）在反向传播神经网络中得到了比较。[131]研究了局部线性映射神经网络（LLM），它属于自组织映射。LLM网络把需要学习的映射作为局部有效线性映射的集合，局部线性有效映射可以通过独立单元学习到，LLM网络是向前传输的神经网络。LLM是在有监督的策略下训练的，训练过后会得到每个像素属于面部区域的概率值。为了得到更好的分割结果，一个训练数据库会包括不同的脸部和视图。一个震荡神经网络在[132]中用于图像分割。它的结构由一组简单的震荡神经元构成，这些震荡元与最近的邻居相互连接。OCNN的优点在于它解决了由于数量巨大的全局分离器和震荡元的连接造成的瓶颈。两个邻居像素的连通度定义为颜色连通度矩阵（CCM）来分组相关的分割。模拟的结果展示了OCNN的正确性和性能。[133]使用了约束满足神经网络（CSNN）来执行MAP分割，它利用了GMRF（高斯-马科夫模型）的优点。真实图像和合成图像都在RGB空间中进行了测试。

表一

单色图像分割技术

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 分割技术 | 方法描述 | 优点 | 缺点 |
| 直方图阈值法（众数法） | 要求图像的直方图有几个峰，每个峰与一个区域对应 | 不需要对图像预先了解。一大类图像都满足要求，而且计算复杂度低 | 1. 在图像没有明显的峰或者谷很平坦时效果不好 2. 没有考虑空间细节，所以不能保证分割区域是连续的 |
| 特征空间聚类 | 假定图像中的每个区域都可以形成特征空间中的聚类。可以分为两步  （1）将特征空间中的点聚类  （2）将聚类映射回空间域形成单独的区域 | 直接分类易于实现 | （1）如何确定聚类数目（聚类正确性）  （2）特征通常跟具体图像相关还有如何选择特征来得到满意额分割  （3）没用使用空间信息 |
| 基于区域的方法 | 将像素分到同质区域。包含区域生长，区域分割，区域合并和它们的组合 | 当区域同质判据容易定义时效果很好。相比于边缘检测，噪声免疫能力强 | （1）是按照自然顺序而且计算时间和空间要求高  （2）区域生长取决于种子的位置和区域跟像素检测的方向  （3）由于分割策略的关系，区域分割结果的方块较多 |
| 边缘检测方法 | 基于检测不连续性，尝试定位有灰度突变的点。通常分为两类：串行和并行 | 边缘检测技术是按照人类识别物体的方式工作的，而且在区域间对比度高是效果较好 | （1）在边缘模糊或者很多边缘的图像里效果不好  （2）生成闭合的曲线或者边界很困难  （3）相比于其他技术（如阈值法，聚类法），容易受噪声干扰 |
| 模糊方法 | 应用模糊算子，模糊属性，模糊数学，模糊推理规则（IF-THEN规则），天生提供了一种处理由于二义性而不是随机性产生的不确定性问题的能力 | 模糊隶属度函数可以用来表示一些属性的度或者语言短语，而且模糊IF-THEN规则可以用来模糊推理 | （1）确定模糊隶属度很困难  （2）模糊方法中的计算量很大 |
| 神经网络方法 | 使用神经网络来执行分类或者聚类 | 不用写复杂的程序。可以利用神经网络的并行属性 | （1）训练时间长  （2）初始状态会影响结果  （3）要避免过度训练 |

表二

颜色空间特征

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 颜色空间 | 优点 | 缺点 |
| RGB | 显示方便 | 由于高度相关性，用于数字图像处理效果较差 |
| YIQ | 可以高效编码颜色信息，用于美国电视信号系统；  部分解决了RGB的关联性；  需要较少计算时间；  Y在边缘检测中效果较好 | 由于线性转换的原因，相关性问题依然存在，尽管没有RGB严重 |
| YUV | 可以高效编码颜色信息，用于欧洲电视信号系统；  部分解决了RGB的关联性；  需要较少计算时间； | 由于线性转换的原因，相关性问题依然存在，尽管没有RGB严重 |
| I1I2I3 | 部分解决了RGB的关联性；  需要较少计算时间；  在数字图象处理中很有用； | 由于线性转换的原因，相关性问题依然存在，尽管没有RGB严重 |
| HSI | 基于人眼颜色的认知；  在某些光照变化的场景很有用，因为色度不会随着某些类型的高光，阴影，遮蔽变化；  色度在分离不同颜色的物体中很有用 | 不能去除的奇异性以及在低饱和度时的由非线性转换造成的数值不稳定问题 |
| Nrgb（正规化的rgb） | 独立的颜色分量的图像的亮度有关；  表示颜色平面很方便；  对光照变化不敏感； | 在低饱和度时非常麻烦 |
| CIE空间 | 能够独立地控制色彩和强度信息；  通过空间距离，可以进行直接的色彩比较，在度量轻微颜色差异时很有效果。 | 非线性转换的问题，奇异性 |

4.7关于彩色图像分割的讨论

彩色图像分割中有两个关键因素：（1）应该使用什么分割方法；（2）应该采用什么颜色空间。目前，彩色图像分割大多是由单色图像分割方法扩展而来。一些用于彩色图像分割的方法已经在这节中详细讨论，包括直方图阈值法，基于区域的方法，边缘检测和模糊方法。对于彩色图像分割，这些方法通常被组合使用[21，23，62，63，65，78-83，134]。表一总结了这些方法。其他的方法，如马尔科夫随机域[135-137]和基于纹理的方法[28，138，139]同样能够在文献中找到。

图像处理中的颜色空间选择是跟图像和应用相关的。至今没有一种在各种图像上完全优于其他空间。表二列出了图像分割中不同颜色空间的特征。

5总结

至今没有关于彩色图像分割的通用理论。现有分割方法，都是热点。他们跟具体应用高度相关，换句话说，没有通用的算法和颜色空间对所有类型的图像有效。一个图像分割问题本质上是心理认知的问题，而且在必须的数学解法之前必须要对图像有所了解。大多数灰度图像分割技术可以被扩展，然后用于彩色图像，例如直方图阈值法，聚类法，区域生长法，边缘检测和模糊法。他们都可以直接应用与颜色空间的任意分量，然后他们的结果可以通过某些方式组合来得到最终结果。然而，有一个问题就是如何在一个像素上将颜色信息作为一个整体使用。当彩色投影到三个分量上时，颜色信息随之分散，然后彩色图像就变成了一个多光谱图像，而且人眼可以察觉的颜色信息也丢失了。另一个问题是分割中如何选择颜色表示方式，因为每个表示方式都有其优缺点。

在现有的大多数图像分割方法中，一个区域的定义是基于颜色相似性的。这个前提经常使得许多算法分割有高光，阴影，遮蔽或者纹理的图像时遇到困难，这些因素导致物体表面颜色不同。使用HIS可以在某种程度上解决这个问题，除了在低饱和度色度不稳定的情况下。一些基于物理模型的方法提出可以根据物体材料类型来找边界，但是这些模型限制太多，阻碍了他们的广泛应用。

模糊集理论受到越来越多的关注，模糊集理论给我们提供了一个适合的工具，它可以表示出分割过程中出现的不确定性，而且可以建模人类的识别活动[114]。模糊算子，模糊属性，模糊数学和模糊推理规则（IF-THEN规则）在图像处理中有越来越多的应用。尽管计算开销很大，模糊方法至少跟清晰方法一样好甚至可能比后者好。模糊方法学更重要的优点在于，模糊隶属度函数提供了建模图像中不确定性最自然的方式。随后，在图像处理和机器视觉领域，模糊分割结果可以在特征提取和对象识别阶段使用。模糊算法为彩色图像分割提供了一个有前景的方法。

**参考文献**

[1] S.K. Pal et al., A review on image segmentation techniques, Pattern Recognition 29 (1993) 1277-1294.

[2] K.S. Fu, J.K. Mui, A survey on image segmentation, Pattern Recognition 13 (1981) 3-16.

[3] E.M. Riseman, M.A. Arbib, Computational techniques in the visual segmentation of staticscenes, Comput. Vision Graphics Image Process. 6 (1977) 221-276.

[4] W. Skarbek, A. Koschan, Colour image segmentation - a survey, Technical Report, Tech. Univ. of Berlin, October 1994.

[5] R.M. Haralick, L.G. Shapiro, Image segmentation techniques, Comput. Vision Graphics Image Process. 29 (1985) 100-132.

[6] P.K. Sahoo et al., A survey of thresholding techniques, Comput. Vision Graphics Image Process. 41 (1988) 233-260.

[7] L. Spirkovska, A summary of image segmentation techniques, NASA Technical Memorandum 104022, June

1993.

[8] C.H. Chen, On the statistical image segmentation techniques, Proceedings of IEEE Conference on Pattern Recognition and Image Processing, 1981, pp. 262-266.

[9] A. Rosenfeld, M. Thurston, Edge and curve detection for visual scene analysis, IEEE Trans. Comput. C-20 (1971) 562-569.

[10] A. Rosenfeld, M. Thurston, Y. Lee, Edge and curve detection further experiments, IEEE Trans. Comput. C-21

(1972) 677}715.

[11] M. Hueckel, An operator which locates edges in digitized pictures, J. Assoc. Comput. Mach. 18 (1) (1971) 113-125.

[12] M. Hueckel, A local visual operator which recognizes edges and lines, J. Assoc. Comput. Mach. 20 (4) (1973) 634-647.

[13] J. Gauch, Chi-Wan Hsia, A comparison of three color image segmentation algorithm in four color spaces, SPIE Vol. 1818 Visual Communications and Image Processing '92, 1992, pp. 1168-1181.

[14] D.E.P. Hoy, On the use of color imaging in experimental applications, Exp. Tech. 21 (4) (1997) 17-19.

[15] M. Chapron, A new chromatic edge detector used for color image segmentation, IEEE International Conference on Pattern Recognition, A, 1992, pp. 311-314.

[16] M.T. Orchard, C.A. Bouman, Color quantization of images, IEEE Trans. Signal Process. 39 (12) (1991) 2677-2690.

[17] D. Comaniciu, P. Meer, Robust analysis of feature spaces: color image segmentation, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1997, pp. 750-755.

[18] M. Pietikainen et al., Accurate color discrimination with classification based on feature distributions International Conference on Pattern Recognition, C, 1996, pp. 833-838.

[19] E. Littmann, H. Ritter, Adaptive color segmentation a comparison of neural and statistical methods, IEEE Trans. Neural Network 8 (1) (1997) 175-185.

[20] G.S. Robinson, Color edge detection, Opt. Eng. 16 (5) (1977) 479-484.

[21] Y. Ohta, T. Kanade, T. Sakai, Color information for region segmentation, Comput. Graphics Image Process. 13 (1980) 222-241.

[22] P. Golland, A.M. Bruckstein, Why R.G.B.? Or How to design color displays for martians, Graphical Models Image Process. 58 (5) (1996) 405-412.

[23] Nevatia, A color edge detector and its use in scene segmentation, IEEE Trans. System Man Cybernet. SMC-7 (11) (1977) 820-826.

[24] I. Andreadis, M.A. Browne, J.A. Swift, Image pixel classification by chromaticity analysis, Pattern Recognition Lett. 11 (1990) 51-58.

[25] J.C. Terrillon, M. David, S. Akamatsu, Detection of human faces in complex scene images by use of a skin color model and of invariant Fourier-Mellin moments, IEEE International Conference on Pattern Recognition, 1998, pp. 1350-1355.

[26] T.L. Huntsberger, C.L. Jacobs, R.L. Cannon, Iterative fuzzy image segmentation, Pattern Recognition 18 (2) (1985) 131-138.

[27] T. Carron, P. Lambert, Color edge detector using jointly hue, saturation and intensity, IEEE International Conference on Image Processing, Austin, USA, 1994, pp. 977-1081.

[28] Y. Rui, A.C. She, T.S. Huang, Automated region segmentation using attraction-based grouping in spatialcolor-texture space, International Conference on Image Processing, A, 1996, pp. 53-56.

[29] W.S. Kim, R.H. Park, Color image palette construction based on the HSI color system for minimizing the reconstruction error, IEEE International Conference on Image Processing, C, 1996, pp. 1041-1044.

[30] P.W.M. Tsang, W.H. Tsang, Edge detection on object color, IEEE International Conference on Image Processing, C, 1996, pp. 1049-1052.

[31] E. Tepichin, J.G. Suarez-Romero, G. Ramirez, Hue, brightness, and saturation manipulation of di!ractive colors, Opt. Eng. 34 (10) (1995) 2886-2890.

[32] K.M. Kim, C.S. Lee, Y.H. Ha, Color image quantization using weighted distortion measure of HVS color activity, IEEE International Conference on Pattern Recognition, 1996, pp. 1035-1039.

[33] D.C. Tseng, C.H. Chang, Color segmentation using perceptual attributes, IEEE International Conference on Pattern Recognition, A, 1992, pp. 228-231

[34] S. Tominaga, Expansion of color images using three perceptual attributes, Pattern Recognition Lett. 6 (1987) 77-85.

[35] N. Vandenbroucke, L. Macaire, J.G. Posaire, Color

pixels classi"cation in an hybrid color space, IEEE International Conference on Image Processing, 1998, pp. 176-180.

[36] S.A. Shafer, Using color to separate re#ection components, Color Res. Appl. 10 (4) (1985) 210-218.

[37] G. Healey, Using color for geometry-insensitive segmentation, Opt. Soc. Am. 22 (1) (1989) 920-937.

[38] J. Kender, Saturation, hue, and normalized color: calculation, digitization e!ects, and use, Computer Science Technical Report, Carnegie Mellon University, 1976.

[39] C.K. Yang, W.H. Tsai, Reduction of color space dimensionality by moment-preserving thresholding and its application for edge detection in color images, Pattern Recognition Lett. 17 (1996) 481-490.

[40] G.J. Klinker, S.A. Shafer, T. Kanade, A physical approach to color image understanding, Int. J. Comput. Vision 4 (1990) 7-38.

[41] M.H. Brill, Image segmentation by object color: a unifying framework and connection to color constancy, Opt. Soc. Am. 7 (10) (1990) 2041-2047.

[42] G. Healey, Segmenting images using normalized color, IEEE Trans. System Man Cybernet. 22 (1) (1992) 64-73.

[43] A.P. Petrov, L.L. Kontsevich, Properties of color images of surfaces under multiple illuminants, Opt. Soc. Am. 11 (10) (1994) 2745-2749.

[44] B.A. Maxwell, S.A. Shafer, Physics-based segmentation: moving beyond color, IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1996, pp. 742-749.

[45] G.J. Klinker, S.A. Shafer, Takeo Kanade, Image segmentation and re#ection analysis through color, Proceedings of the Image Understanding Workshop, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1988, pp. 835-838.

[46] S.L. Guth, Model for color vision and light adaptation, Opt. Soc. Am. 8 (6) (1991) 976-993.

[47] S.A. Shafer, T. Kanade, Using shadows in finding surface orientations, Comput. Vision Graphics Image Process. 22 (1983) 145-176.

[48] G.J. Klinker, S.A. Shafer, T. Kanade, The measurement of highlights in color images, Int. J. Comput. Vision 2 (1) (1988) 7-32.

[49] S. Shafer, T. Kanade, G. Klinker, C. Novak, Physicsbased models for early vision by machine SPIE, Perceiving, Measuring, and Using Color, Vol. 1250, Santa Clara, February 1990, pp. 222-235.

[50] R. Bajcsy, S. Wooklee, A. Leonardis, Detection of di!use and specular interface re#ections and inter-re#ections by color image segmentation, Int. J. Comput. Vision 17 (3) (1996) 241-272.

[51] M.H. Yang, N. Ahuja, Detecting human faces in color images, IEEE International Conference on Image Processing, 1998, pp. 127-130.

[52] B.A. Maxwell, S.A. Shafer, Physics-based segmentation: looking beyond color, IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, June 16}20, 1996, pp. 867-878.

[53] W. Power, R. Clist, Comparison of supervised learning techniques applied to color segmentation of fruit image, Proceedings of SPIE, Intelligent Roberts and Computer Vision XV: Algorithms, Techniques, Active Vision, and Materials Handling, Boston, Massachusetts, November 19-21, 1996, pp. 370-381.

[54] G.A. Hance, S.E. Umbaugh, R.H. Moss, W.V. Stoecker, Unsupervised color image segmentation with application to skin tumor borders, IEEE Eng. Med. Biol. 15 (1) (1996) 104-111.

[55] J. Wu, H. Yan, A.N. Chalmers, Color image segmentation using fuzzy clustering and supervised learning, J. Electron. Image 3 (4) (1994) 397-403.

[56] K.B. Eom, Segmentation of monochrome and color texture using moving average modeling approach, Image Vision Comput. 17 (1999) 233-244.

[57] T. Uchiyama, M.A. Arbib, Color image segmentation using competitive learning, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 16 (12) (1994) 1197-1206.

[58] B. Schacter, L. Davis, A. Rosenfeld, Scene segmentation by cluster detection in color space, Department of Computer Science, University of Maryland, College Park, MD, November 1975.

[59] A. Sarabi, J.K. Aggarwal, Segmentation of chromatic images, Pattern Recognition 13 (6) (1981) 417-427.

[60] S.A. Underwood, J.K. Aggarwal, Interactive computer analysis of aerial color infrared photographs, Comput. Graphics Image Process. 6 (1977) 1-24.

[61] J.M. Tenenbaum, T.D. Garvey, S. Weyl, H.C. Wolf, An interactive facility for scene analysis research, Technical Note 87, Artificial Intelligence Center, Stanford Research Institute, Menlo Park, CA, 1974, 230-239.

[62] R. Ohlander, K. Price, D.R. Reddy, Picture segmentation using a recursive region splitting method, Comput. Graphics Image Process. 8 (1978) 313-333.

[63] S. Tominaga, Color image segmentation using three perceptual attributes, IEEE Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Los Alamos, CA, 1986, pp. 628-630.

[64] G.D. Guo, S. Yu, S.D. Ma, Unsupervised segmentation of color images, IEEE International Conference on Image Processing, 1998, pp. 299-302.

[65] M. Celenk, A color clustering technique for image segmentation, Graphical Models Image Process. 52 (3) (1990) 145-170.

[66] S. Tominaga, Color classi"cation of natural color images, Color Res. Appl. 17 (4) (1992).

[67] Y.W. Lim, S.U. Lee, On the color image segmentation algorithm based on the thresholding and the fuzzy c-means techniques, Pattern Recognition 23 (9) (1990) 935-952.

[68] F. Ferri, E. Vidal, Color image segmentation and labeling through multi-edit condensing, Pattern Recognition Lett. 13 (1992) 561-568.

[69] A. Tremeau, N. Borel, A region growing and merging algorithm to color segmentation, Pattern Recognition 30 (7) (1997) 1191-1203.

[70] H.D. Cheng, Y. Sun, A hierarchical approach to color image segmentation using homogeneity, IEEE Trans. Image Process. (2001), in press.

[71] L. Macaire, V. Ultre, J.-G. Postaire, Determination of compatibility coe$cients for color edge detection by relaxation, International Conference on Image Processing, C, 1996, pp. 1045-1048

[72] P.E. Trahanias, A.N. Venetsanopoulos, Color edge detection using vector order statistics, IEEE Trans Image Process. 2 (2) (1993) 259-265.

[73] P.E. Trahanias, A.N. Venetsanopoulos, Vector order statistics operators as color edge detectors, IEEE Trans. Systems Man Cybernet.-Part B: Cybernetics 26 (1) (1996) 135-143.

[74] F. Perez, C. Koch, Toward color image segmentation in analog VLSI: algorithm and hardware, Int. J. Comput. Vision 12 (1) (1994) 17-42.

[75] S. Ji, H.W. Park, Image segmentation of color image based on region coherency, IEEE International Conference on Image Processing, 1998, pp. 80-83.

[76] J. Luo, R.T. Gray, H.C. Lee, Incorporation of derivative priors in adaptive bayesian color image segmentation, IEEE International Conference on Image Processing, 1998, pp. 780-784.

[77] J. Canny, A computational approach to edge detection, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 8 (6) (1986) 679-698.

[78] N. Ito et al., The combination of edge detection and region extraction in non-parametric color image segmentation, Inform. Sci. 92 (1996) 277-294.

[79] Y. Xiaohan, J. Yla, Image segmentation combining region growing with edge detection, 11th International Conference on Pattern Recognition, The Netherland, August 30}September 3 1992, pp. 481-484.

[80] T. Pavlidis, Y.T. Liow, Integrating region growing and edge detection, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 12 (3) (1990) 225-233.

[81] Q. Huang et al., Foreground/background segmentation of color images by integration of multiple cues, International Conference on Image Processing, A, 1995, pp. 246-249.

[82] Q. Huang, B. Dom, N. Megiddo, W. Niblack, Segmenting and representing background in color images, International Conference on Pattern Recognition, C, 1996, pp. 13-17.

[83] R.I. Taylor, P.H. Lewis, Color image segmentation using boundary relaxation, IEEE International Conference on Pattern Recognition, C, 1992, pp. 721-724.

[84] J.M. Keller, M.R. Gray, J.A. Givens, A fuzzy K-nearest neighbor algorithm, IEEE Trans. Systems Sci. Cybernet. SMC-15 (1985) 580-585.

[85] J.M. Keller, C.L. Carpenter, Image segmentation in the presence of uncertainty, Int. J. Intell. Systems SMC-15 (1990) 193-208.

[86] L.K. Huang, M.J. Wang, Image thresholding by minimizing the measures of fuzziness, Pattern Recognition 28 (1) (1995) 41-51.

[87] A. De Luca, S. Termini, A definition of a nonprobabilistic entropy in the setting of fuzzy set theory, Inform. Control 20 (1972) 301-312.

[88] N.R. Pal, S.K. Pal, Object-background segmentation using new definition of entropy, IEE Proc. Part E 136 (4) (1989) 284-295.

[89] M.P. Windham, Geometrical fuzzy clustering algorithms, Fuzzy Sets and Systems 10 (1983) 271-279.

[90] S.K. Pal, R.A. King, On edge detection of X-ray images using fuzzy sets, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. PAMI-5 (1) (1983) 69-77.

[91] D.N. Chun, H.S. Yang, Robust image segmentation using geneticalgorithm with a fuzzy measure, Pattern Recognition 29 (7) (1996) 1195-1211.

[92] S.K. Pal, A. Rosenfeld, Image enhancement and thresholding by optimization of fuzzy compactness, Pattern Recognition Lett. 7 (1988) 77-86.

[93] S. Tamura, S. Higuchi, K. Tanaka, Pattern classification based on fuzzy relations, IEEE Trans. System Man Cybernet SMC-1 (1) (1971) 61-66.

[94] R.L. Cannon, J.V. Dave, J.C. Bezdek, E$cient implementation of the fuzzy c-means clustering algorithms, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. PAMI-8 (2) (1986) 249-255.

[95] J.C. Bezdek, P.F. Castelaz, Prototype classification and feature selection with fuzzy sets, Pattern Recognition Lett. 14 (1993) 483-488.

[96] Gath, A.B. Geva, Unsupervised optimal fuzzy clustering, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. PAMI-11 (7) (1989) 773-781.

[97] T.L. Huntsberger, C. Rangarajan, S.N. Jayaramamurphy, Representation of the uncertainty in computer vision using fuzzy sets, IEEE Trans. Comput. C-35 (2) (1993) 145-156.

[98] M.P. Windham, Geometrical fuzzy clustering algorithms, Fuzzy Sets and Systems 10 (1983) 271-279.

[99] S.K. Pal, R.A. King, Prototype classification and feature selection with fuzzy sets, Electron. Lett. 16 (10) (1993) 376-378.

[100] X.L. Xie, G. Beni, A validity measure for fuzzy clustering, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 13 (8) (1991) 841-847.

[101] J.K. Udupa, S. Samarasekera, Fuzzy connectedness and object definition: theory, algorithms and applications in image segmentation, Graphical Models Image Process. 58 (3) (1996) 246-261.

[102] I. Bloch, Fuzzy connectivity and mathematical morphology, Pattern Recognition Lett. 14 (1993) 483-488.

[103] A. Rosenfeld, Fuzzy digital topology, Inform. Control 40 (1) (1979) 76-87.

[104] A. Rosenfeld, The fuzzy geometry of image subsets, Pattern Recognition Lett. 2 (1984) 311-317.

[105] K. Tsuda, M. Minoh, K. Ikeda, Extracting straight lines by sequential fuzzy clustering, Pattern Recognition Lett. 17 (1996) 643-649.

[106] S.Z. Selim, M.A. Ismail, On the local optimality of the fuzzy isodata clustering algorithm, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. PAMI-8 (2) (1986) 284-288.

[107] S.K. Pal, Image segmentation using fuzzy correlation, Inform. Sci. 62 (1992) 223-250.

[108] A. Moghaddamzadeh, N. Bourbakis, A fuzzy region growing approach for segmentation of color images, Pattern Recognition 30 (6) (1997) 867-881.

[109] T. Carron, P. Lambert, Fuzzy color edge extraction by inference rules quantitative study and evaluation of performances, International Conference on Image Processing, B, 1995, pp. 181-184.

[110] H.D. Cheng, J. Li, Fuzzy homogeneity and scale space approach to color image segmentation, International Conference on Computer Vision, Pattern Recognition and Image Processing, Atlantic City, February 27-March 3, 2000.

[111] H.D. Cheng, X.H. Jiang, Homogram thresholding approach to color image segmentation, International Conference on Computer Vision, Pattern Recognition and Image Processing, Atlantic City, February 27-March 3, 2000.

[112] T. Carron, P. Lambert, Symbolicfusion of hue-chromaintensity features for region segmentation, International Conference on Image Processing, B, 1996, pp. 971-974.

[113] A.E. Pienkowski, T.J. Dennis, Applications of fuzzy logic to artificial color vision, SPIE Comput. Vision Robots 595 (1985) 50-55.

[114] W. Pedrycz, Fuzzy sets in pattern recognition: methodology and methods, Pattern Recognition 23 (1/2) (1990) 121-146.

[115] C.W. Tao, W.E. Thompson, A fuzzy if}then approach to edge detection. FUZZY-IEEE 93, San-Francisco, USA, 1993, pp. 1356-1360.

[116] A. Moghaddamzadeh, N. Bourbakis, A fuzzy technique for image segmentation of color images, IEEE Word Congress on Computational Intelligence: FUZZY-IEEE, Orlando, Florida, June 1994.

[117] Y.S. Chen, H.Y. Hwang, B.T. Chen, Color image analysis using fuzzy set theory, International Conference on Image Processing, A, 1995, pp. 242-245.

[118] A. Moghaddamzadeh, N.G. Bourbakis, Segmentation of color images with highlights and shadows using fuzzy reasoning, IS & T/SPIEs Symposium, Electronic Imaging: Science and Technology, San Jose, CA, February 1995, pp. 5-10.

[119] A. Moghaddamzadeh, N. Bourbakis, A fuzzy approach for smoothing and edge detection in color images, IS & T/SPIE Symposium, Electronic Imaging: Science and Technology, San Jose, CA, February 1995.

[120] M. Mari, S. Dellepiane, A segmentation method based on fuzzy topology and clustering, IEEE International Conference on Pattern Recognition, B, 1996, pp. 565-569.

[121] C.K. Ong, T. Matsuyama, Robust color segmentation

using the dichromatic re#ection model, IEEE International Conference on Pattern Recognition, 1998, pp.780-784.

[122] C.-L Huang, Pattern image segmentation using modified Hopfileld model, Pattern Recognition Lett. 13 (1999) 345-353.

[123] P. Campadelli, D. Medici, R. Schettini, Color image segmentation using Hopfileld networks, Image Vision Comput. 15 (1997) 161-166.

[124] M. Sammouda, R. Sammouda, N. Niki, K. Mukai, Segmentation and analysis of liver cancer pathological color image based on arti"cial neural networks, IEEE 1999 International Conference on Image Processing, October 24-28, 1999, Kobe, Japan, pp. 392-396.

[125] R. Sammouda, N. Niki, H. Nishitani, Segmentation of sputum color image for lung cancer diagnosis based on neural networks, IEICE Trans. Inform. Systems E81-D(8) (1998) 862-871.

[126] H. Iwata, H. Nagahashi, Active region segmentation of color images using neural networks, Systems Comput. J. 29 (4) (1998) 1-10.

[127] J. Vesanto, E. Alhoniemi, Clustering of the self-organizing map, IEEE Trans. Neural Networks 11 (3) (2000)586-600.

[128] S. Ji, H.W. Park, Image segmentation of color image based on region coherency, 1998 International Conference on Image Processing, Chicago, Illinois, USA, October 4}7 1998, pp. 80-83.

[129] Y.S. Lo, S.C. Pei, Color image segmentation using local histogram and self-organization of Kohonen feature map, 1999 International Conference on Image Processing, KOBE, Japan, October 24}28 1999, pp. 232-239.

[130] P. Lescure, V. Meas-Yedid, H. Dupoisot, G. Stamon, Color segmentation on biological microscope images,Proceeding of SPIE, Application of Artificial Neural Networks in Image Processing IV, San Jose, California, January 28}29, 1999, pp. 182-193.

[131] R. Rae, H.J. Ritter, Recognition of human head orientation based on artificial neural networks, IEEE Trans.

Neural Network 9 (2) (1998) 257-265.

[132] C.Y. Ho, H. Kurokawa, A learning algorithm for oscillatory cellular neural networks, Neural Networks 12 (1999)825-836.

[133] F. Kurugollu, B. Sankur, MAP segmentation of color images using constraint satisfaction neural network，IEEE 1999 International Conference on ImageProcessing, KOBE, Japan, October 24}28 1999,pp. 236-239.

[134] R. Schettini, A segmentation algorithm for color images, Pattern Recognition Lett. 14 (1993) 499-506.

[135] C.L. Huang, T.Y. Cheng, C.C. Chen, Color images segmentation using scale space filter and markov random field, Pattern Recognition 25 (10) (1992) 1217-1229.

[136] Y.N. Sun, C.S. Wu, X.Z. Lin, N.H. Chou, Color image analysis for liver tissue classi"cation, Opt. Eng. 32 (7)(1993) 1609-1614.

[137] J.Q. Liu, Y.H. Yang, Multiresolution color image segmentation, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 16 (7)(1994) 689-700.

[138] T. Caelli, D. Reye, On the classi"cation of image regions by color, texture and shape, Pattern Recognition 26 (4)(1993) 461-470.

[139] K. Valkealahti, E. Oja, Reduced multidimensional histograms in color texture description, International Conference on Pattern Recognition, 1998, pp. 1057-1061.