

A Review Of Image Segmentation

图像分割论文综述

Wenbin Li

Student Identification Number: 1120173001

Email: 1120173001@bit.edu.cn

Beijing Institute of Technology

摘要——本文的目的是对数字图像分割技术进行综述。图像分割是指将一幅数字图像分割成多段的过程，即一组像素，根据颜色、强度或纹理等同质性准则，区域内的像素是相似的，以便定位和识别图像中的对象和边界。近年来，数字图像分割问题一直是计算机视觉的研究热点。计算机视觉涉及的图像处理问题为数字图像分割的研究开拓了广阔的前景，很多亟待解决的数字图像分割问题也富于挑战。随着对数字图像分割研究的不断深入，针对不同的应用领域，人们对图像的内容分析和理解提出了许多不同的分割方法。因此，有组织地回顾图像分割方法是必要的。本文回顾了 2010 年-2019 年 A 类期刊文献中提出的各种图像分割技术，并对数字图像分割使用的几种重要算法进行综述，讨论每种算法的主要方法，应用以及优缺点。

I. 引言

在许多应用中，数字图像处理（Digital Image Processing, DIP 为其缩写）在不影响图像其他特征的情况下从给定的图像中检索所需信息方面起着至关重要的作用。图像是传递信息的重要媒介，通过对图像的理解，检索到的信息可以用于许多任务；数字图像是由有限个元素或像素组成的，对图像的采集称为成像。DIP 是一种多学科的操作，它具有图像表示、分割、压缩和变换等多种处理过程。图像分割是图像处理中最重要的任务之一，它将图像分割成若干不相交的子集，使得每个子集对应于图像的有意义部分。图像分割也是图像分析的一个重要组成部分，它是从特定的图像中提取清晰、有意义的信息，以满足应用的需要。图像分割的实际应用范围包括滤除噪声图像、医学应用（定位肿瘤和其他病理学）、卫星图像中的目标定位（道路、森林等）、人脸识别、指纹识别。分割技术的选择和分割水平取决于所考虑问题的特定类型和特征。

II. 分割方法综述

图像分割已经成为基于图像应用的一个重要阶段。分割是将一幅数字图像分割成多个区域，并提取出一个有意义的区域，即感兴趣区域的过程。不连续性原理背后的思想是提取不同性质的区域，如强度、颜色、纹理或任何其他图像统计信息。相似性原理的基本思想是基于公共属性对像素进行分组。

A. 传统分割方法

1) 阈值法：阈值法中的阈值可以根据先验知识手动选择，也可以通过图像信息自动选择。

在与边缘信息相关的边缘算法中，算法又可分为基于边缘的算法、基于区域的算法和混合阈值的算法。常见的边缘检测算法有 Canny 边缘检测算法和 Laplacian 边缘检测算法。由于算法的操作是基于像素的，因此检测到的边缘由离散像素组成，因此可能是不完整的或不连续的。因此，有必要采用形态学等后处理方法来连接断裂或消除孔洞。阈值法也试图在消除噪声影响的同时找到边缘像素。例如，Canny 边缘检测器使用梯度幅度阈值来寻找潜在边缘像素，并通过抑制共享的过程来抑制噪声。

阈值法对三维图像具有较好的分割精度，但该方法的缺点是处理纹理块状物体图像困难。

2) 边缘检测法：边缘在许多图像处理应用中起着非常重要的作用。它们提供了物体的轮廓。边缘是一组连接的像素，位于两个灰度值不同的区域之间的边界上。边缘上的这些像素称为边缘点，通常通过计算图像函数的导数来提取边缘。

图像处理中的常见边缘有表示快速变化并立即返回原

始强度级别的尖峰边缘，表示强度渐变的台阶边缘等。边缘检测算法主要依据检测图像亮度的剧烈变化，算法流程图如图1所示



图 1: 边缘检测流程图

3) 边界生长法: 与边缘检测方法相比，基于区域的分割算法相对简单，对噪声的免疫能力更强。基于边缘的方法基于边缘附近强度的快速变化对图像进行分割，而基于区域的方法根据一组预定义的标准将图像分割成相似的区域，在基于区域的分割中，与对象相对应的像素被组合在一起并标记。基于区域的分割还需要使用适当的阈值技术。重要的原则是值相似性（包括灰度值差异和灰度值方差）和空间接近度（由区域的欧几里得距离和紧度组成）。本文主要讨论基于区域的边界生长法。区域增长提取图像中基于强度信息的图像区域。它通过检测相邻像素并将其加入到一个不检测边缘的区域类中，并对区域中的每个边界像素迭代此过程。如果发现相邻区域，则使用区域合并算法，其中弱边被分解，强边保持完整。区域增长方法通过比较图像的灰度、纹理、颜色和形状等各种特性，根据每个像素与其相邻像素的相似性对图像进行分割。该方法的基本思想是将图像中具有相似性质的像素集合进行分组，形成一个区域。在这个方法中，区域通过选择一个叫做种子像

素的起点来增长。然后，根据一定的均匀性准则，通过添加相似的邻域像素，逐步增大区域的大小，实现区域的增长。均匀性准则具有决定像素是否属于生长区域的功能。区域生长可以分为四个步骤：

- 1) 标记原始图像中的种子像素组;
- 2) 选择灰度强度或颜色等聚类准则，并设置停止规则;
- 3) 通过将每个种子连接到满足类似于种子像素的簇特性的相邻像素来扩展区域;
- 4) 当不再有像素满足包含在该区域中的标准时，停止区域增长;

B. 聚类

聚类算法 (Clustering) 使用图像的一组相似属性 (如像素、颜色和边界) 来分割图像。在基于聚类的图像分割中，输入图像根据距离、连通性和强度值等相似性质被分成若干组。在像素之间定义相似性准则，然后将相似像素分组形成簇。将像素分组成簇是基于最大化类内相似性和最大化类间相似性的原理。聚类算法不使用训练数据，而是在分割图像和描述每个类的属性之间迭代。

1) 类型划分: 聚类技术可分为硬聚类和软聚类两大类。在硬聚类中，数据被划分为若干个唯一的聚类，其中每个数据组件恰好属于一个聚类。其中最流行和使用最广泛的硬聚类算法是 K-means 聚类算法 [11]。

在软聚类中，数据元素可以属于多个具有一定关系值的聚类。模糊聚类 (Fuzzy C-Means) 是一种软聚类算法，可用于图像中不同对象之间没有定义边界的情况。模糊聚类根据距离、连通性、强度等相似性准则将输入像素划分为一个或多个簇。

近年来，谱聚类 (Spectral Clustering) 在生物信息学、信息检索和图像分割等领域得到了成功的应用。谱聚类是一种基于谱图理论的任意形状分割算法；基于光谱的图像分割的目的是将输入图像分割成若干空间相邻、光谱相似的同质区域，并将目标与背景分离 [1]。

2) K-means: K-means 算法是一种迭代的、数值的、不确定的、无监督的聚类方法，它根据输入数据点之间的固有距离将它们分为多个类。K-means 算法是基于数据成分对之间的相似性或相异性指数。K-means 算法假设数据特征形成一个向量空间，并试图在其中找到自然聚类。在这种方法中，像素点围绕聚类中心聚集，聚类中心则通过最小化空间获得的 [2]。

K-means 聚类是一种将图像的 n 个像素聚类成 K 个簇的技术, ($K < n$, K 为正整数)。聚类中心在算法中是随机初始化的, 聚类基于像素灰度强度和像素强度距离等相似性特征形成。在这种聚类算法中, 数据通过计算每个组的强度迭代地进行聚类, 并通过用最接近的一个像素对类中的每个像素进行分类来分割图像。使用 K-means 算法分割图像要遵循的各个步骤如下: 将图像作为输入并计算强度分布。

- 1) 用 k 个随机强度初始化质心;
- 2) 重复步骤, 直到目标函数不再改变;
- 3) 基于其强度与质心强度的距离对点进行聚类,
- 4) 计算每个簇的新质心;

3) *Fuzzy C-Means*: 模糊聚类 Fuzzy C-Means (FCM) 是一种无监督聚类算法, 它通过将特征空间中相似的数据点进行聚类来对图像进行分类。该方法根据输入图像中相似像素的分组, 将输入图像分割为区域, 并且图像上的像素具有很强的相关性, 因此相邻像素的空间关系是图像分割中的一个重要特征。

在该聚类算法中, 通过对相似像素进行分组, 并根据相似特征对组中的每个像素进行分类, 从而对数据进行迭代聚类。使用模糊 C 均值算法分割图像要遵循的各个步骤如下:

- a) 其中一个像素作为一组簇的常数放置;
- b) 识别像素距离并计算输入图像的给定尺寸;
- c) 开始迭代, 如果达到可能的迭代, 则停止该过程并获得分割图像
- d) 否则, 继续迭代过程;

4) *Spectral Clustering*: 光谱聚类 (Spectral Clustering) 是一种基于相似度和图论的聚类方法, 在图像分割过程中需要计算每对像素之间的相似度。利用谱聚类进行图像分割, 可以利用反映数据相似性的相似矩阵特征向量来检测数据的内部结构, 并用标准的线性代数方法进行求解。与传统的 K-均值聚类方法相比, 谱聚类可以对任意形状的样本空间进行聚类。谱聚类分割算法是先建立一个无向图, 然后进行多通道分割 [3]。基于谱聚类的图像分割提高了图像分割的质量, 降低了计算复杂度。谱方法利用数据相似矩阵的特征值来降维, 并用于数据点的分组。相似度矩阵作为输入, 由与数据集中每对点的相似度相关的定量评估组成。使用光谱聚类算法分割图像要遵循的各个步骤如下:

- 1) 根据像素级别将图像分割成许多小的同质区域;
 - 2) 对输入图像进行预处理, 得到图像特征向量矩阵;
 - 3) 提取图像的颜色、纹理和形状特征, 并用提取的特征矩阵计算图像相似度。
- 5) 算法比较: 如表 1 所示, 为三类聚类算法的比较, 并总结各类优缺点;

表 I: 图像分割聚类算法总结与比较

方法	优点	缺点
K-means	1) 聚类方法简单易快速设计; 2) 易于生成特定数量的不相交扁平簇	1) 聚类数事先确定; 2) 受初始值影响大
Fuzzy C-Means	1) 软性隶属后, 隶属函数对数据空间进行了适当的划分; 2) 迭代更易达到全局最优; 对噪声有一定的鲁棒性	1) 相比于 K-means, 计算复杂度更高; 2) 具有和 K-means 相似的缺点
Spectral Clustering	1) 分类效果好; 2) 可适当减少计算量;	当图像分辨率较高时, 光谱聚类会导致邻接矩阵过大

C. 特殊算法

基于特殊理论的分割支持不同领域的派生算法, 如基于神经网络的算法、基于模糊的算法、基于小波的算法和基于聚类的算法。

1) 人工神经网络: 神经网络试图模拟人脑的学习过程, 是人脑的一种人工表示。人工神经网络通常被称为神经网络。

近年来, 人工神经网络被广泛应用于解决医学图像分割问题。基于生命模拟的神经网络, 特别是人脑的学习过程, 可以构成大量的并行节点, 每个节点都可以执行一些基本计算。而神经网络结构的学习过程可以通过传递节点之间的连接和连接权重来实现。神经网络的主要优点是不依赖于概率密度分布函数, 当数据偏离正常情况时, 也能证明分割结果。此外, 神经网络还可以降低图像分割过程中人为干预因素产生的不良影响。

人工神经网络结构通常由模拟神经元的节点和带有权值的连接网络组成, 每个节点都可以执行一些基本计算, 学习过程可以通过节点间的连接转移和连接权值来实现。在基于神经网络的图像分割中, 首先将图像转化为能量最小化, 然后利用训练样本集对神经网络进行训练, 确定节点之间的连接和权值。

近两年，随着科技医疗的发展，神经网络在医学图像分割中得到了广泛的应用，降低了医学图像分割过程中人为因素对图像处理的干扰。

在神经网络中，每个神经元对应一幅图像的像素，并将图像映射到神经网络中。利用训练样本对神经网络形式的图像进行训练，找到神经元（即像素）之间的连接。然后从训练后的图像中分割出新的图像。用于图像分割的各种神经网络有 Hopfield、BPNN、FFNN、MLFF、MLP、SOM 和 PCNN。在神经网络中，图像被视为图像数据均匀的段的组合，用于确定图像段的两个因素是 [4]:

- 1 满足均匀性准则的所有像素的分类;
- 2 检测不同均匀区域之间边界上的所有像素。

基于神经网络的图像分割分为像素分类和边缘检测两个步骤。使用边缘检测的神经网络组织每一个像素是否是边缘的一部分。所有的边缘一起形成线段的轮廓，并使用边缘链接来获得闭合的轮廓。边缘检测滤波器仅用于检测不同方向的边缘。基于像素的神经网络基于纹理和局部形状的结合对图像内容进行分类。

神经网络也被开发用于与分割相关的前处理和后处理步骤。在这种情况下，分割是基于各种过程进行的，例如轮廓的描绘、连接边缘像素、表面的识别、确定像素是出现在段内还是段外、解析分割图像、像素的聚类 and 运动分割。

D. 算法总结与比较

本文综述所列出的各种算法总结与比较如表 II 所示;

III. 总结

图像分割是图像处理中最重要的任务之一，它将一幅图像分割成若干不相交的子集，使每个子集对应于图像的一个有意义的部分。数字图像分割在现在仍然具有重大易于，富于挑战性，因为场景对象通常由具有非均匀纹理和颜色特征的图像区域定义。为了将输入图像分割成具有语义意义的区域，许多算法要么使用场景对象的先验知识，要么使用局部纹理的参数估计。虽然已经发展了多种图像分割方法，但是还没有一种通用的方法适合于对任何类型的图像进行分割。因此，现阶段，对图像分割方法的研究就成为了关键问题，还需要进一步研究开发一种有效的分割技术用以对图像进行分割，以

表 II: 图像分割算法总结与比较

方法	优点	缺点
阈值法	1) 计算简单; 2) 对三维图像有较好的分割精度	1) 边缘由离散像素组成, 有可能不完整或不连续; 2) 对于没有任何明显的峰值的图像分割不佳
边缘检测法	计算量较大	与阈值法相同
区域增长法	1) 当区域均匀性标准易于定义时, 效果最好; 2) 比边缘检测方法具有更强的抗噪声能力。	计算时间和空间上的消耗大
聚类算法	模型简单, 易于设计实现	1) 计算量大; 2) 鲁棒性弱于其他算法
人工神经网络	能够实现效率较高的并行计算	1) 训练时间长; 2) 初始化可能影响结果; 3) 应避免过度训练

便清晰、有意义地定位和识别图像中的对象或边界，以满足高级应用的要求。

参考文献

- [1] Susanna Röblitz and Marcus Weber, *Fuzzy spectral clustering by PCCA+: application to Markov state models and data classification* *Adv. Data Analysis and Classification*, 2013
- [2] P. Lukac and R. Hudec and M. Benco and P. Kamencay and Z. Dubcova and M. Zachariasova, *Simple comparison of image segmentation algorithms based on evaluation criterion* *Proceedings of 21st International Conference Radioelektronika*, 2011
- [3] Sheng Wang and Jianfeng Lu and Xingjian Gu and Benjamin A. Weyori and Jing-Yu Yang *Unsupervised discriminant canonical correlation analysis based on spectral clustering* *Journal of Neurocomputing* Vol.171, pp. 425-433, 2016
- [4] Dongcheng Sh and Yidan Xing and Guangyi Du *Research on Technology of Compressed Sensing for Face Recognition [D]* 2013

$$[x_1, y_1, 1] = [x_0, y_0, 1] \begin{bmatrix} \cos(\alpha) & \sin(\alpha) & 0 \\ -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$