

浅谈图像分类方法

姚远

21835073

数学科学学院

18105758683@189.cn

摘要

随着互联网的普及,数字媒体技术和智能信息处理技术的迅速发展和在各行各业的广泛应用,大规模的图像资源不断涌现。面对如此海量的图像信息,我们对图像分类的需求越来越迫切,精度要求也越来越高。本文就图像分类技术中的模糊集方法、决策树分类法、基于知识的分类方法和机器学习方法这四种智能图像分类方法分别进行简述。

1. 介绍

随着互联网信息技术与计算机的发展,在生活生产的各个领域内涉及到的图像数量骤增,对图像分类准确性和鲁棒性的要求越来越强。图像分类(Image Classification)是通过分析一个输入图像并返回一个将图像分类的标签,其核心是从给定的分类集合中给图像分配一个标签的任务,这个标签来自于预定义的可能类别集。图像分类是计算机视觉中一个非常广的研究领域,目前遇到的问题主要是图像庞大的数量与巨大的特征空间,随着多种多样的技术的发展与普及,它还在不断发展进步。^[1]

随着图像研究的深入,模糊集方法、决策树分类法、基于知识的分类方法、机器学习方法等智能图像分类算法不断涌现。

2. 图像分类方法

2.1 模糊集方法^[2]

图像处理的信宿是人,因此在对图像进行处理和识别的过程中,必须充分考虑图像

自身的特点和人的视觉特性。图像的成像过程是一种多到一的映射过程,决定了图像本身存在许多不确定和不精确性,即模糊性,而人的视觉对于图像从黑到白的灰度级的模糊性是较难区分的。这种不确定性和不精确性主要体现在图像灰度的不确定性、集合形状的不确定性和不确定性知识等。这种不确定性是经典的数学理论无法解决的,并且这种不确定性不是随机的,用模糊理论来研究不确定性和不精确性,为智能信息处理提供了有效的处理技术。人们发现模糊理论对于图像的这种不确定性有很好的描述能力,所以可以引入模糊理论作为有效描述图像特点和人的视觉特性的模型和方法。^[3]

模糊集理论是 1965 年由美国学者 Zadeh 创建的,它为处理复杂系统中的模糊性提供了一种定量的方法。在经典集合论中,一个元素只能完全属于或完全不属于一个集合,只有“是”、“非”两种可能性。而在模糊集理论中则允许一个元素对集合有部分或多种隶属关系。^[4]在图像分类方面,由于图像成像过程、各种外部条件等的影响,使得图像中对象的边界具有模糊性,边界不是一个绝对的边界,而是一个过渡带。特别是遥感图像,由于混合像元的存在,模糊像元和模糊对象的处理显得越来越重要。这就需要能对这种模糊信息进行合理的描述和提取,然后才能进行有效的模式分类。^[5]例如文献[2]中指出,现在常用的是 Bezdek 提出的 Fuzzy k-means 方法^{[6][7]},它可以产生并非一定以线性为基础的局部最佳类^[8]。在遥感图像分类中经常会用到这个方法,文献[9]中 Wang 设计了一个模糊非监督分类的方法,得出 Fuzzy k-means 聚类分析的结果要比非监督分类要好。文献[10]中 Fisher and Pathirana 研究得出结论,通过模糊分类得到

的隶属度可以更好地反映一个像元中的土地覆被量。模糊集方法是通过经验得到的,虽然可以很好地处理一些比较模糊的问题,但存在一定的不确定性与主观性^[11]。

2.2 决策树分类法^[12]

决策树^{[13][14]}是一个类似于流程图的树型结构,每个内部节点代表对一个属性的测试,分支代表测试的每个结果,每个叶子节点代表一个类别。在图像分类中应用决策树的方法,相对于传统分类方法或者是基于模糊理论的方法,具有更高的准确率和更快的速度^[15]。文献[12]中指出,决策树算法对于输入数据的特征和分类标志具有更好地弹性和鲁棒性。针对遥感图像,当数据特征的空间分布很复杂,或者源数据各维具有不同的统计分布和尺度时,基于决策树算法的分类方法能够获得较为理想的分类结果,结构简单明了,但现阶段大部分还只是理论上的探讨,研究成果比较少,进一步的还需要将决策树算法和其他技术结合起来,例如神经网络,希望可以获得更好更高的分类精度和效率。决策树分类法是一种比较好的分类方法,通过效仿人类思想而得出,但也存在依赖度大、分类决策规则与专家系统不易结合、不能充分利用分类对象的空间特征等缺点。^[11]

常用的决策树算法有 ID3, C4.5, CART 等。ID3 算法是最有影响和最早的决策树算法之一^[16],其建立在推理系统和概念学习系统的基础上,但它是非递增学习算法。每当一个或数个新例子进来,就必须重新执行一次该算法,把新来的例子和以前旧的全部例子集合变成决策树,因此效率非常低。而且它是基于单变量的,难以表达复杂概念,抗噪性差。C4.5 是 ID3 的改进版本^[17],它主要在以下几个方面对 ID3 作了改进:缺省值的预测属性仍可用,提出了修剪思想,可以进行规则推导。CART (Classification and Regression Tree, 分类回归树)^[18]是一种数据勘测和预测算法。它用一种非常简单的方法来选择问题,即将每个问题均试一次,然后挑出最好的一个,用它把数据分成更有序

的两个分割,再对新的分割分别提出所有可能的问题。因此该算法得到的决策树每个节点有两个分支,即二叉树。

2.3 基于知识的分类方法^[19]

基于知识的分类方法包括知识的获取和表达,以及将知识用于图像分类。知识的获取和表达包括两方面,一是将原有的图像利用数据处理,从中挖掘各类型的相应知识。二是通过对研究区类型变化特点进行分析研究。在知识的应用和分类方面,分别对原图像进行知识的应用和处理,利用各自可能出现的类型进行最大分类。^[20]从知识的表达、知识库的构建等建立基于知识的图像分类方法。总体来说,由于综合了图像的光谱特征、纹理特征、空间分布特征和时相特征等,基于知识的图像分类方法的精度比传统的监督分类方法有了一定的提高。基于知识的专家系统方法,模仿解译专家的解译过程,从图像信息的机理出发,综合提取多种影像特征包括色调、颜色、形状、大小、纹理、位置和相关布局、时间特征等,集成不同来源的辅助数据和专家的经验知识,利用各种知识的“组合优化”和相互补充来提高计算机自动解译精度,这样基于知识的分类方法可以有效的综合其他各种辅助数据用于改善分类的精度。

文献[21]中 Nagao 和 Matsuyama 首先将基于规则的专家系统引入图像识别领域,他们于 1980 年建立了一个基于知识的复杂景物航空像片识别系统。该系统以基于规则的产生式系统作为软件结构,采用由知识引导的图像分割技术及有关特征抽取方法,偏重于利用结构信息,引入物体本身的空间特征及光谱特征进行分类来提高分类精度。文献[22][23]中 Franklin 与 Peddle 先用线性分类器对光谱、纹理、DEM 进行分类,然后利用多种数据源进行推理分类。文献[24]中李爱生等设计并实现了一个基于知识的遥感图像分类系统,该系统可以提取影像本身的特征,并集成地理辅助数据和专家定性知识(与专家交谈的方式),采用产生式规则为知识表达方式进行推理分类。文献[25]中王耀南等

建立了一个 RSPES 系统,在舒宁设计思想的基础上,利用多种知识表达方式和不精确的正向推理和反向推理进行分类。

但是辅助数据本身的质量以及辅助数据与图像之间的配准精度,在一定程度上会影响到分类的精度。因此,在实际应用中必须注意辅助数据的选择和不同数据之间的精确配准。而且,因为基于知识的分类方法不具备自适应能力,当经验和知识受到外界因素干扰时,该方法的分类效果较差^[11]。

2.4 机器学习

随着基于内容的图像分类在某些应用场景或者性能上不能满足人们对图像分类的需求,通过机器学习提取图像特征成为当前国内外图像检索分类领域研究的热点。机器学习的问题主要包括如下 4 个方面^[26]:理解并且模拟人类的学习过程;针对计算机系统和人类用户之间的自然语言接口的研究;针对不完全的信息进行推理的能力,即自动规划问题;构造可发现新事物的程序。^[27]

2.4.1 卷积神经网络^[28]

机器学习中尤其以卷积神经网络在图像识别领域中取得了重大进展。卷积神经网络是人工神经网络的进一步发展,由于引入了局部感受野和权值共享的思想,大大降低了神经网络模型的复杂度。卷积神经网络的优点尤其适用于多维数据的输入,例如图像这样的信息,图像数据不需要首先进行特征提取,可直接由输入端输入,跳过了数据重建和特征提取的过程,大大简化了特征提取的过程。但是对于色彩信息丰富的图像集,仅采用卷积神经网络算法进行图像分类,并不能达到理想的实验效果。因为虽然卷积神经网络算法提取的图像特征具有尺度、旋转不变性,两种特征相对于图像具有不同的侧重点,但是卷积神经网络算法在颜色方面并不敏感。例如文献[28]中提出了结合 SIFT 特征与卷积神经网络算法的图像检索方法和结合颜色特征与卷积神经网络算法的图像检索方法等将卷积神经网络算法提取的

图像特征与图像底层视觉特征结合的图像分类和图像检索算法,这些方法主要利用图像底层视觉特征,如颜色特征、局部自相似特征等弥补卷积神经网络特征的不足,从而达到提高分类精确度的目的。

2.4.2 深度学习^[11]

深度学习是机器学习的一个重要部分,主要是通过人工神经网络^[29]来模拟人脑的学习过程,而图像分类主要是通过计算机来对图像信息进行处理,这里就存在人与计算机对信息处理的差异。在图像分类的研究中利用深度学习,学习到表征能力更强的特征,有效地提高分类的精度,更严谨科学地进行图像分类。

深度学习是根据人的视觉系统是分级处理信息的这一特点,模拟多层神经网络建立模型,在图像分类中可以取得较好的效果。例如文献[30]指出,深度信念网络和堆栈自编码网络这两个深度学习模型在单个图像识别中具有非常好的性能,能够生成精密有价值的分类判别特征,应用于大型图像分类中也取得了非常好的结果。文献[31]训练了一个参数规模很大的卷积神经网络,并应用于图像分类,通过大量数据生成和 dropout 来防止模型的过拟合,在大规模图像分类中取得了非常好的效果。文献[32]提出了基于深度学习的一种图像自动化分类算法,其中利用卷积神经网络提取图像特征,自动学习人类的图像类标签,在多类图像分类中有优越的性能,可以代替已有的模版图像分类工作以减少人工对图像分类过程的干预以及对先验信息的需求。

但是目前,深度学习算法在图像分类中还存在着模型结构复杂、训练时间长等问题,还需要对深度学习算法进一步的研究。

3 总结

图像分类的目的是找到一种图像的代表,使得这些图像可以被自动分类成有限的类^[33]。本文浅谈图像分类中的模糊集方法、决策树分类法、基于知识的分类方法、机器

学习方法等智能图像分类算法,它们各有针对,随着时代的发展而进步。

参考文献

- [1] 第4章 图像分类 (image classification) 基础 [OL].<https://www.cnblogs.com/paladinzx/p/9491633.html>.
- [2] 张晓祥,姚静,李满.模糊集方法在空间数据处理中的应用综述[J].遥感信息.2005:47-51.
- [3] 沈桂玲.基于模糊集理论的图像分割研究[D]. 武汉科技大学硕士学位论文.2008:1-51
- [4] L. A. Zadeh. Fuzzy sets[J]. Information and Control. 1965(8):338-353.
- [5] 王佐成.基于纹理的遥感图像分类研究[D].西南交通大学博士学位论文,2007:1-136
- [6] C.J. Bezdek. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms[M]. Plenum Press, 1981.
- [7] Bezdek C.J., R. Ehrlich, and W. Full. . FCM: the fuzzy c-means clustering algorithm[J]. Computers and Geosciences, 1984. 191-203.
- [8] Burrough P. A., and R. A. McDonnell. Principle of Geographical Information Systems[M]. Oxford University, 1998. 265 -291.
- [9] F. Wang. Fuzzy supervised classification of remote sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1990(28):194-201.
- [10] Pisher P. F., and S. Pathirana. The evaluation of fuzzy membership of land cover classes in the suburban zone[J]. Remote Sensing of Environment, 1990(34):121-132.
- [11] 王曙.深度学习算法研究及其在图像分类上的应用[D].南京邮电大学硕士学位论文,2016: 1-82.
- [12] 罗来平,宫辉力,刘先林,基于决策树算法的遥感图像分类研究与实现[J]. 计算机应用研究. 2007:207-209.
- [13] Jiawei Han, Micheiline Kamber. Data Mining: Concepts and Technigues[M]. 北京: 高等教育出版社, 2002.
- [14] Aiaex Berson, Stephen Smith, Kurt Thearriing. Buinding Data Mining Appiication for CRM[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2001.
- [15] 李宁,等. 决策树算法及其常见问题的解决[J].计算机与数字工程, 2005, 33(3): 60-64.
- [16] 戴南. 基于决策树的分类方法研究[D]. 南京师范大学硕士学位论文, 2003.
- [17] 曹叶虹. 结合粗糙集理论的决策树技术的研究[D]. 华南理工大学硕士学位论文, 2002.
- [18] 秦欢,等. 基于决策树 CART 的中文文语转换系统语音合成单元的预选[J]. 微型电脑应用, 2004, 20 (5): 5-6.
- [19] 王慧林.基于知识的遥感图像分类方法研究——以腾格里沙漠南部地区为例[D].兰州大学研究生学位论文,2007:1-74.
- [20] 杨存建,周成虎, 基于知识的遥感图像分类方法的探讨[J], 地理学与国土研究,2001:72-77.
- [21] Nagao M&Matsuyama T.A Stractive Analysis of Complex Aerial Photographs[M]. Plenuta, NY,USA. 1980.
- [22] Franklin S E & Peddle D R. Classification of SPOTHRV imagery and texture features[J]. Intematiorml Journal of Remote Sensing, 1990,II(3): 551-556.
- [23] Franklin S E & Peddle D R. Spectral texture for improve class discrimination in complex terrain[J]. International Journal of Remote Sensing, 1989,10(8): 1438-1443.
- [24] 李爱生,黄铁侠. 基于知识的遥感图像分类系统明. 华中理工大学学报, 1992,20(4): 29-36.
- [25] 王耀南. 遥感图像解译专家系统(RSPES)的设计川. 湖南大学学报(自然科学版), 1999, 26(3): 46-51.
- [26] Simon H A. Why Should Machines Learn? // Michalski R S, Carbonell J G, Mitchell T M, et al. , eds. Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach. Berlin, Germany: Springer, 1983:25-37.

- [27] 何清,李宁,罗文娟,史忠植.大数据下的机器学习算法综述[J]. 模式识别与人工智能 PR&AI.2014:327-336.
- [28] 王博. 基于视觉特征与机器学习的图像分类和图像检索方法研究[D]. 西安电子科技大学硕士学位论文.2015:1-94
- [29] Huang W, Hong H, Song G, et al. Deep process neural network for temporal deep learning[C]. 2014 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE, 2014:465-472.
- [30] Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. Neural computation, 2006,18(7): 1527-1554.
- [31] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C].Advances in neural information processing systems. 2012: 1097-1105.
- [32] Lee N, Laine A F, Klein A. Towards a deep learning approach to brain parcellation [C]. Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 2011 IEEE International Symposium on. IEEE, 2011: 321-324.
- [33] 赵勇,李怀宇. 基于通用距离测量的机器学习方法用于图像分类和聚类[J].电子测量技术.2017:136-140.