

基于过完备字典稀疏表示的云分类研究

黄敏, 王嘉利

(郑州轻工业学院 计算机与通信工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要:针对目前云类别自动识别方法较少的问题,提出了一种基于过完备字典稀疏表示的云分类的新方法.该方法用不同的云类型样本去建立自适应的过完备字典,提取字典特征,设计稀疏分类器,确定样本的云类型.仿真分析结果显示,本方法识别 Ca,Cs&Cd,As&Ac,Ns&Cu,Cb 云类型的准确率分别为 100%,63.5%,90.3%,94.1%,98.2%,全局分类准确率为 89.2%,优于支持向量机分类器和传统的稀疏表示分类器.

关键词:卫星云图;稀疏表示;过完备字典

中图分类号:TP311;P412.15 **文献标志码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.2095-476X.2015.3/4.018

Cloud classification research based on over complete dictionary sparse representation

HUANG Min, WANG Jia-li

(College of Computer and Communication Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Aimed at the problem that automatic identification method for the cloud categories was less at present, a new method of cloud classification based on sparse representation of overcomplete dictionary was proposed. The method used different cloud types samples to establish an adaptive overcomplete dictionary, extracted dictionary features and designed sparse classifier to determine the type of cloud. The simulation analysis results showed that the classification accuracy of Ca, Cs&Cd, As&Ac, Ns&Cu, Cb were 100%, 63.5%, 90.3%, 94.1%, 98.2%, respectively. The overall classification accuracy was 89.2%. The classification accuracy was higher than the support vector machine classifier and the traditional sparse representation classifier.

Key words: satellite cloud; sparse representation; overcomplete dictionary

0 引言

卫星图像的云分类有助于获取全天候大气、海洋和云况的信息^[1].不同的云类型有不同的微观物理学特性和不同的动态运动过程,因此云分类研究的本质是理解大气演变的规则.而卫星图像分析的重要任务是提取云特征和建立云型识别的分类模型^[2-3].我国早期的云识别方法主要是手动分类,这

种方法过于依赖操作者的个人判断,主观性强,与天气预报科学化、自动化和量化的发展趋势不符,甚至相悖^[4].随着计算机技术的快速发展,人们不断提出对卫星云图进行自动处理分类的新方法.目前常用的方法有阈值法、多谱阈值法、灰度共生矩阵法、数学形态学法、聚类法、人工神经网络法、小波分析法等^[5-6],但是这些方法都不成熟,尚待完善,所使用的频谱特征和纹理特征只能对个别云类

收稿日期:2014-04-28

基金项目:国家自然科学基金项目(61201447);河南省基础与前沿技术研究计划项目(102300410266,122300410287)

作者简介:黄敏(1972—),男,河南省郑州市人,郑州轻工业学院教授,主要研究方向为图像处理技术.

型进行识别.

周雪珺等^[5]提出了一种基于灰度特性的算法,实现了遥感图像高效自动的云分类及云检测,但该方法只是简单地把云分成了无云、薄云和厚云三种类别.金炜等^[6]提出了一种基于多模糊支持向量机的积雨云检测方法,但该方法只适用于积雨云的检测.鉴于此,本文拟提出一种基于过完备字典稀疏表示的云分类方法,用新的特征对整体云类型进行识别,以提高云分类的准确率.

1 基于过完备字典稀疏表示的云分类

云图的每一个像素通常是云和地表的综合反射,如果把原始光谱特性直接用于云分类,其分类准确率很难令人满意,因此迫切需要一个提取特征的新方法:将图像表示成几个基础函数的线性组合,组合系数看作图像的高级特征,这类类似于哺乳类动物的视觉特性^[7-8].因此,本文使用过完备字典稀疏表示云样本光谱特征,以便获取字典特征.

1.1 稀疏表示

稀疏表示是在给定的过完备字典中用尽可能少的原子来表示信号,该法更容易获取信号中所蕴含的信息,方便进一步对信号进行加工处理,是近20年来信号处理领域引人关注的研究方向.

对于一幅卫星图像,几乎所有的像素都是非0的,但是将其变换到特定的变换域时,大多系数的绝对值都接近于0,用有限的大系数就能够表示原始图像的绝大部分信息.从数学的角度理解,信号稀疏表示是在稀疏规则的约束下,原始信号 $\mathbf{y} \in R^M$ 可表示为过完备字典中特定原子的线性组合:

$$\mathbf{y} = \mathbf{D}\mathbf{x}$$

其中, $\mathbf{D} \in R^{M \times N}$ ($N \ll M$) 是被向量集 $(\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_N)$ 扩展的过完备空间,又称为过完备字典, $(\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_N)$ 里的每一列都是字典的一个原子; $\mathbf{x}^T = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N)$ 是原始信号线性组合系数,信号的稀疏表示就是 \mathbf{X} 中绝大部分元素都是0或接近0,常用 $\|\mathbf{X}\|_0$ 来评价系数的稀疏度,即

$$\min \|\mathbf{x}\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{x}\|_2 \leq \varepsilon \quad (1)$$

式①的解决方案是个NP难题,因此,经常用公式②来近似:

$$\min \|\mathbf{x}\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{x}\|_2 \leq \varepsilon \quad (2)$$

式②是个凸最优问题,可以转化为线性规划问题.

稀疏表示是使用过完备字典去代替传统正交完备基分解原始信号,产生简明的分解结果,即稀

疏表示系数.使用这种方法分解云样本的原始光谱特性,一方面可以提取云图中不同云型和地表物体的光谱特征;另一方面,系数的稀疏度非常符合人类的视觉特性.过完备字典的构建不仅在表示系数的稀疏度上很重要,而且对信号稀疏分解的速度也有很大的影响.

1.2 自适应过完备字典

目前,通常会通过以下方法获得过完备字典:基于数学模型选择过完备基向量组成不变基字典,即解析字典;通过学习一些已知的稀疏表示样本得到自适应过完备字典,即学习字典.云图作为一种遥感图像,包含了丰富的光谱信息,特别是不同云系的光谱特征可能会非常相似,不同类型的云会互相重叠,还有一些云系可能包含在其他云系里,因而不不变基字典不能精确和唯一地稀疏表示云图的样本.此外,当获取云图的时候不可避免地会存在噪声,如果预先对精选的样本去噪,云图的原始信息就会被破坏.鉴于此,本文应用学习算法构建一个自适应的过完备字典,使之可以代表原始光谱特性向量形成字典特征,从而确保稀疏度和信号表示的唯一性,且具有一定的抗干扰性.

首先,对图像进行快速傅里叶变换;然后,采用最大后验概率(MAP)字典学习算法来构造过完备字典.训练字典模型表示为

$$\min \|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{X}\|_2^2 \quad \text{s. t.} \quad \forall i, \|\mathbf{x}_i\|_0 \leq C$$

其中, $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_i | \mathbf{x}_i \in R^N, i = 1, 2, \dots, N\}$ 是稀疏地表示样本集 $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_i | \mathbf{y}_i \in R^M, i = 1, 2, \dots, N\}$ 的稀疏矩阵, \mathbf{x}_i 是样本 \mathbf{y}_i 的稀疏表示系数.为通过限制公式①中 ε 的值达到抗噪的目的,可将模型分解为两步:

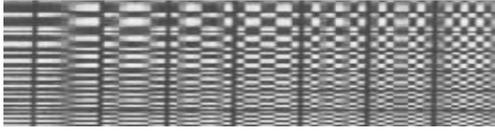
1) 稀疏编码:对于一个不变字典 \mathbf{D} ,通过迭代阈值解决每个样本 \mathbf{y}_i 的 \mathbf{x}_i .

2) 字典更新:稀疏表示的样本系数固定,计算误差矩阵,挑选出相关的部分构成子矩阵,采用MAP分解子矩阵,用分解结果更新当下的字典原子.

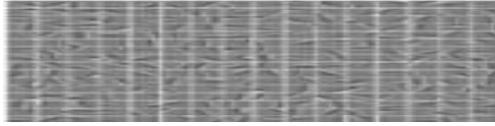
迭代运算以上过程直到结果收敛.图1为原始的快速傅里叶变换(FFT)字典和经过MAP训练的字典.显然原始的FFT字典的结构有些规则,可以对确定的信号建立稀疏矩阵.通过学习的字典破坏了这些规则,这就说明用不同类型的云样本训练原子库之后,有效地改善了字典的结构,因此新字典可以对不同云类样本产生不同的影响,可以稀疏表示样本,建立稀疏分类器.

1.3 字典特征提取

通过MAP字典学习算法建立的过完备字典



a) 原始的FFT字典



b) MAP训练之后的字典

图1 学习前后的字典对比

$\mathbf{D} \in R^{M \times N}$, 等同于从训练样本提取原子特征向量, 以便可以稀疏表示每个样本, 就如同字典原子的线性组合, 即

$$\|\mathbf{y}_i - \mathbf{D}\mathbf{x}_i\|_2 \leq \varepsilon \quad i = 1, 2, \dots, N$$

绝大部分的系数向量 \mathbf{x} 都是 0, 非 0 部分意味着样本在特定的字典原型有回应. 与原始的样本向量 \mathbf{y}_i 比较, \mathbf{x}_i 增加了云分类的信息, 因此将 $\mathbf{x}_i \in R^N$, $i = 1, 2, \dots, N$ 看作云图样本的字典特征.

1.4 稀疏分类器设计

特征提取的本质是采用几个稀疏系数描述图像的主要特征^[9], 可以认为它是样本云系的线性组合, 这恰好符合稀疏表示的理念, 即把图像看作多重元素的线性组合^[10-11]. 本文首先用样本训练自适应字典, 再反过来使用自适应字典稀疏表示各种测试样本, 然后根据测试样本和重建样本的测量误差判断云类别.

假定训练样本 $\mathbf{y}_i \in R^M$, $i = 1, 2, \dots, N$ 分别属于 n 个不同类型, m_i 表示第 i 种训练样本的数目 (总样本数是 $N = \sum_{i=1}^n m_i$). 这些样本向量依次安排到对应类别中去建立样本矩阵 $\Psi = [\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2, \dots, \mathbf{D}_n]$, $\Psi \in R^{M \times N}$, 子矩阵 $\mathbf{D}_i = [y_{i,1}, y_{i,2}, \dots, y_{i,m_i}]$ 的每个列向量来自相同云型的样本. 如果每一个云型都有足够的训练样本, 构建出来的 Ψ 就是完备的训练矩阵, 同时也可以认为是完备的分类字典. 假定测试样本 $\mathbf{y} \in R^M$ 属于字典的第 i 种云型, 理论上 \mathbf{y} 将表示成同种云型 \mathbf{D}_i 的训练样本的线性组合, 即 $\mathbf{y} = x_{i,1}d_{i,1} + x_{i,2}d_{i,2} + \dots + x_{i,m_i}d_{i,m_i}$, 并且 \mathbf{y} 和其他云型的训练样本毫不相关. 也就是说, 如果把 \mathbf{y} 描绘成全部字典 Ψ 的线性组合, 只有与 \mathbf{D}_i 一致的列向量系数才是非 0 的. 如此, 可以把字典 Ψ 中训练样本的稀疏编码系数看作组合系数, 可以通过如下最小值问题解决:

$$\min \|\mathbf{x}\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{y} - \Psi\mathbf{x}\|_2 \leq \varepsilon$$

其中, 稀疏编码系数

$$\mathbf{x} = [x_{1,1}, \dots, x_{1,m_1}, x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,m_i}, \dots, x_{n,1}, \dots, x_{n,m_n}]^T \in R^N$$

理论上, 我们期望 \mathbf{x} 的非 0 处仅仅在子矩阵 \mathbf{D}_i 中, 并且高度集中, 剩下的系数应该是 0 或接近 0. 获取 \mathbf{y} 的稀疏编码系数后, 通过计算原始测试样本和子矩阵 \mathbf{D}_i 重建结果之间的差可以实现分类. 为了进一步说明, 引进一个新的运算符 $\delta_i(\mathbf{x})$ 用于提取与第 i 种类型有关的 \mathbf{x} 的条目, 记为 $\delta_i(\mathbf{x}) = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,m_i}]^T$. 那么, 可以通过子矩阵 \mathbf{D}_i 重建测试样本 \mathbf{y} :

$$\bar{\mathbf{y}} = \mathbf{D}_i \delta_i(\mathbf{x})$$

根据 \mathbf{y} 和 $\bar{\mathbf{y}}$ 之间的重建误差 $e_i(\mathbf{y}) = \|\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}}\|_2$ 的值判断 \mathbf{y} 是否属于第 i 类. 因此可以通过寻找最小重建误差对测试样本 \mathbf{y} 进行分类识别:

$$(\mathbf{y}) = \min \{e_i(\mathbf{y}) = \|\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}}\|_2\} \\ i = 1, 2, \dots, n$$

2 仿真结果与分析

目前, 国际上根据云的高度, 把云划分为高云、中云、低云和直展云四大类. 这四大云类又细分成如下十个小类别: 高云被细分为卷云、卷层云和卷积云; 中云被细分为高层云和高积云; 低云被细分成层云、层积云和雨层云; 直展云被细分成积云和积雨云. 根据分析, 本文将卫星云图构造进行分类: 晴空区域(无云区 Ca)、高层云(卷层云和密卷云, Cs&Cd)、中层云(高层云和高积云, As&Ac)、低层云(雨层云和积云, Ns&Cu)和直展云(积雨云 Cb). 在冬天, As&Ac 的出现意味着有移动气旋, 将有可能导致长期的雨雪天气; 在夏天, As&Ac 常与暴风雨和热带气旋联系在一起, Ns&Cu 经常出现在云系的暖锋上从而导致持续性降雨, 这是由整层湿空气不稳定的上升和下降造成的. Cb 常常与强对流有关, 易形成闪电、阵雨、狂风和冰雹. 这些云型是监视天气变化的关键, 它们的识别效果可反映使用方法工具的有效性.

下面依据真实的卫星数据对本方法进行仿真分析, 从而评估过完备字典稀疏分类器的准确率.

采用 10 个白天 FY-2 的卫星资料和各种预先定义的云类型作为数据, 然后在标记的云图中为每个定义的云类型挑选 340 个样本. 将样本随机分成 10 份, 其中 9 份进行训练, 1 份进行测试, 取 10 次测试结果的总和作为最终的实验结果. 为了有效地表

示光谱信息,精选样本的特征向量在实验前都进行了合理的校正和标准化.对FY-2数据的1700个测试样本进行10折交叉验证,结果见表1.

表1 FY-2数据分类结果

云型	Ca	Cs&Cd	As&Ac	Ns&Cu	Cb
Ca	340	0	0	0	0
Cs&Cd	0	216	23	101	0
As&Ac	2	31	307	0	0
Ns&Cu	0	20	0	320	0
Cb	0	0	0	6	334

由表1可知,采用过完备字典稀疏分类法对1517个样本进行了分类,全局分类准确率为89.2%,Ca,Cs&Cd,As&Ac,Ns&Cu,Cb云型的分类准确率分别为100%,63.5%,90.3%,94.1%,98.2%.由上述结果可知,分类器的整体分类效果不错,但是其对Cs&Cd的分类效果偏低.

将本文提出的过完备字典的稀疏分类(ODSR)与传统稀疏表示分类器(SRC)和支持向量机分类器(SVMC)相比较,其中,SRC用基追踪算法求取最优系数,用包裹法模型构造Gabor字典;SVMC采用径向基函数作为核函数,惩罚因子为 2^{11} ,径向基宽度为 2^4 .随机挑选170个样本用于测试,表2为SRC,SVMC,ODSR三种不同分类方法识别五种云型的准确率.

表2 不同分类方法识别云型的准确率 %

分类方法	准确率					全局准确率
	Ca	Cs&Cd	As&Ac	Ns&Cu	Cb	
SRC	96.1	0.0	2.0	6.0	99.1	40.6
SVMC	93.3	17.3	74.9	90.6	98.9	75.0
ODSR	100.0	63.5	90.3	94.1	98.2	89.2

由表2可知,ODSR对于几乎所有云型的识别几乎都优于其他方法.传统SRC几乎识别不出As&Ac,Cs&Cd和Ns&Cu,其全局分类准确率仅有40.6%,这表明SRC不能有效地用作卫星云图识别.而SVMC对云型Cb的分类准确率几乎同ODSR一致,但对云型As&Ac和Cs&Cd的分类准确率较低.

3 结论

本文提出一种新的云分类方法.此方法通过不断学习更新获取过完备字典,然后用过完备字典稀疏表示测试样本得到稀疏表示系数,再通过比较重建样本和测试样本进行云类识别.实验结果显示,ODSR的全局分类准确率为89.2%,对Ca,Cs&Cd,

As&Ac,Ns&Cu,Cb云型的分类准确率分别为100%,63.5%,90.3%,94.1%,98.2%,而SVMC和SRC的全局分类准确率只有75.0%,40.6%.综上所述可知,ODSR是一个比SRC和SVMC更好的选择.但其对Cs&Cd的分类准确率不是很高,这主要是由于Cs&Cd属于高层云,常常与中低层云同时存在.如何定义混合云的分类表和改善分类准确率是未来研究工作的重点.

参考文献:

- [1] Dai D, Yang W. Satellite image classification via two-layer sparse coding with biased image representation [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8 (1): 173.
- [2] Zhang L, Yang M, Feng X C. Sparse representation or collaborative representation: Which helps face recognition? [C]//Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision, Piscataway: IEEE, 2011:471.
- [3] Naeger A R, Christopher S A, Ferrare R, et al. A new technique using infrared satellite measurements to improve the accuracy of the CALIPSO cloud-aerosol discrimination method [J]. Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51 (1): 642.
- [4] Han D, Yan W, Ren J Q, et al. Cloud type classification algorithm for CloudSat satellite based on support vector machine [J]. Atmospheric Science, 2011 (34): 583.
- [5] 周雪瑞,杨晓非,姚行中. 遥感图像的云分类和云检测技术研究 [J]. 图学学报, 2014, 35(5): 768.
- [6] 金炜,符冉迪,范亚会,等. 采用多模糊支持向量机决策融合的积雨云检测 [J]. 光学精密工程, 2014, 22 (12): 3427.
- [7] Wright J, Yu L, Mairal J, et al. Sparse representation for computer vision and pattern recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98 (6): 1031.
- [8] Sun X P, Wang J, She M, et al. Scale invariant texture classification via sparse representation [J]. Neurocomputing, 2013(122): 338.
- [9] Sheng G F, Yang W, Yu L, et al. Cluster structured sparse representation for high resolution satellite image classification [C]//Proceedings of 2012 IEEE 11th International Conference on Signal Processing (ICSP), Piscataway: IEEE, 2012: 693.
- [10] Jaiswal N, Kishtawal C M. Automatic determination of center of tropical cyclone in satellite-generated IR images [J]. Geoscience and Remote Sensing, 2011, 8 (3): 460.
- [11] 尹雯,李元祥,周则明,等. 基于稀疏表示的遥感图像融合方法 [J]. 光学学报, 2013, 33(4): 267.