

# 基于核光谱角余弦的高光谱图像空间邻域聚类方法

湛德荣<sup>1</sup>, 孙 波<sup>2</sup>, 陶 鹏<sup>1</sup>, 宫久路<sup>1</sup>

(1. 北京理工大学宇航科学技术学院, 北京 100081; 2. 北京师范大学信息科学与技术学院, 北京 100875)

**摘 要:** 针对高光谱图像分类精度对光谱角余弦阈值非常敏感的问题, 提出了一种新的光谱相似性度量方法, 即核光谱角余弦. 论文给出了核光谱角余弦的定义及求解式; 分析了多项式核函数参数对核光谱角余弦影响, 设计了以核光谱角余弦作为相似性度量的空间邻域聚类方法. 对深圳红树林高光谱图像的仿真结果表明, 基于核光谱角余弦完成空间邻域聚类时, 阈值取值区间大小约为现有基于光谱角余弦的阈值取值区间大小的 9 倍.

**关键词:** 高光谱; 光谱角余弦; 核函数; 空间邻域聚类

**中图分类号:** TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 10-1992-04

## Spatial Neighboring Clustering Method for Hyperspectral Imagery Based on Kernel Spectral Angel Cosine

CHEN De rong<sup>1</sup>, SUN Bo<sup>2</sup>, TAO Peng<sup>1</sup>, GONG Jiu lu<sup>1</sup>

(1. School of Aerospace Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

**Abstract:** The paper presented the concept of KSAC (Kernel Spectral Angel Cosine) to address the restrictions that the classification precision of hyperspectral imagery is very sensitive to segmentation threshold based on SAC (Spectral Angel Cosine). First, we defined the representation of KSAC, and then analyzed the effect of polynomial kernel function parameter on KSAC, at last, we presented the method of spatial neighboring clustering based on KSAC. The experiments on the hyperspectral imagery of Shenzhen Red forest field indicate that the threshold area coverage of the spatial neighboring clustering based on KSAC is extended up to nine times of that based on SAC.

**Key words:** hyperspectral; spectral angel cosine; kernel function; spatial neighboring clustering

### 1 引言

高光谱图像分类方法中, 光谱相似性度量方法和阈值的选取非常关键. 光谱角余弦 (Spectral Angel Cosine, SAC) 同时反映了光谱向量在数值上的差异和光谱曲线之间形状上的差异, 用其作为光谱相似性度量具有明显的优点, 文献[1]通过实验进行了验证. 采用 SAC 作为光谱相似性度量时, 分类精度对阈值非常敏感, 尤其是当图像中含有光谱差异较小的地物或图像被噪声污染时, 分类精度受阈值影响非常大.

针对上述问题, 论文提出了一种新的光谱相似性度量方法, 即核光谱角余弦 (Kernel Spectral Angel Cosine, KSAC), 并通过仿真实验证明: KSAC 取值区间明显大于 SAC 取值区间, 可以有效降低分类精度对阈值的敏感度.

### 2 核光谱角余弦

#### 2.1 KSAC 定义

光谱角余弦 SAC 的数学模型为

$$\cos(x, y) = \frac{\langle x, y \rangle}{\sqrt{\langle x, x \rangle} \sqrt{\langle y, y \rangle}} \quad (1)$$

式(1)中,  $x$  和  $y$  为像元光谱矢量,  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  为内积运算. 光谱角作为两个光谱向量的夹角, 光谱角越小, 两个光谱向量的相似度就越高, SAC 越接近 1.

通过非线性映射  $\Phi$  将输入空间的数据特征向量  $x$  和  $y$  投影到高维特征空间, 在高维特征空间中解决分类精度对阈值的敏感问题. 此时式(1)变为

$$\cos(\Phi(x), \Phi(y)) = \frac{\langle \Phi(x), \Phi(y) \rangle}{\sqrt{\langle \Phi(x), \Phi(x) \rangle} \sqrt{\langle \Phi(y), \Phi(y) \rangle}} \quad (2)$$

本文定义式(2)中为  $\cos(\Phi(x), \Phi(y))$  核光谱角余弦 KSAC.

由于式(1)只涉及到向量的内积运算, 则存在满足 Mercer 条件的核函数  $K^{[2]}$

$$K(x, y) = \langle \Phi(x), \Phi(y) \rangle \quad (3)$$

利用式(3)可以将所有在高维空间中的向量运算借助内积核函数完成.

由于高维特征空间的阈值取值区间对应输入空间的阈值取值区间, 故可将 SAC 阈值的确定问题转换为特征空间中 KSAC 阈值的确定问题.

### 2.2 基于多项式核函数的 KSAC 定义

常用的核函数有多项式核函数和高斯核函数. 它们的数学模型分别为<sup>[2]</sup>

$$K(x, y) = [\langle x, y \rangle + 1]^q \quad (4)$$

$$K(x, y) = \exp(-\|x, y\|^2 / 2\sigma^2) \quad (5)$$

式(4)和式(5)中,  $q$  和  $\sigma$  为核函数参数.

选择不同的核函数, 意味着将光谱向量映射到不同空间. 统计学习理论还没有给出关于选取核函数及相关参数的方法<sup>[3]</sup>. 本文选取多项式核函数, 原因为:  $\sigma$  取值较小时(如小于  $10^5$ ), 高斯核函数核矩阵接近于单位矩阵, 不能满足映射后有效增大阈值选区范围的目的; 但  $\sigma$  取值较大时, 计算量会显著提高.

根据核函数特性, 可用原空间中的函数实现变换空间中的点积, 从而绕开映射  $\Phi$  的具体形式, 由式(1)-(4)可得式(6)

$$\begin{aligned} \cos(\Phi(x), \Phi(y)) &= \langle \Phi(x), \Phi(y) \rangle / \sqrt{\langle \Phi(x), \Phi(x) \rangle \langle \Phi(y), \Phi(y) \rangle} \\ &= K(x, y) / \sqrt{K(x, x)K(y, y)} \\ &= [\langle x, y \rangle + 1]^q / \sqrt{[\langle x, x \rangle + 1]^q [\langle y, y \rangle + 1]^q} \end{aligned} \quad (6)$$

本文定义式(6)中  $\cos(\Phi(x), \Phi(y))$  为基于多项式核函数的 KSAC.

### 3 核函数参数对 KSAC 的影响

#### 3.1 仿真数据

本文选取深圳红树林自然保护区的地物光谱作为仿真数据. 图 1 为五种地物平均光谱(分别为: 1- 建筑物, 2- 红树林, 3- 海边植物, 4- 深海, 5- 浅海), 数据利用澳大利亚机载成像光谱仪(HYMAP)获取<sup>[4]</sup>.

表 1 五种光谱的 SAC

$i \setminus j$	1	2	3	4	5
1	1	0.8023	0.8172	0.7860	0.7485
2	-	1	0.9307	0.9628	0.9870
3	-	-	1	0.8455	0.9369
4	-	-	-	1	0.9501
5	-	-	-	-	1

设  $S_{ij}$  代表地物  $i$  和地物  $j$  的 SAC 阈值,  $i, j = 1, 2, 3, 4, 5$ , 表 1 为五种地物间 SAC.

要正确划分地物  $i$  和地物  $j$ , 则  $S_{ij}$  满足

$$Sd_{ij} < S_{ij} < Sb_{ij} \quad (7)$$

式(7)中,  $Sd_{ij}$  为  $S_{ij}$  取值区间下限,  $Sb_{ij}$  为  $S_{ij}$  取值区间上限. 则  $S_{ij}$  满足  $Sb_{ij} < S_{ij} < Sd_{ij}$  时可以正确划分地物  $i$  和地物  $j$ . 设  $\Delta S_{ij}$  为  $S_{ij}$  取值区间大小, 则  $\Delta S_{ij} = Sb_{ij} - Sd_{ij}$ .  $\Delta S_{ij}$  取值见表 2 ( $Sb_{ij} = 1, i = j$ ).

表 2 SAC 阈值取值区间

$i \setminus j$	1	2	3	4	5
1	$Sd_{i1}$ 1	0.8023	0.8172	0.7860	0.7485
	$\Delta S_{i1}$ 0	0.1977	0.1828	0.2140	0.2515
2	$Sd_{i2}$ -	1	0.9307	0.9628	0.9870
	$\Delta S_{i2}$ -	0	0.0693	0.0372	0.0130
3	$Sd_{i3}$ -	-	1	0.8455	0.9369
	$\Delta S_{i3}$ -	-	0	0.1545	0.0631
4	$Sd_{i4}$ -	-	-	1	0.9501
	$\Delta S_{i4}$ -	-	-	0	0.0499
5	$Sd_{i5}$ -	-	-	-	1
	$\Delta S_{i5}$ -	-	-	-	0

从表 2 可见,  $\Delta S_{ij}$  一般比较小, 所以存在分类精度对 SAC 阈值非常敏感的问题. 如: 要正确划分地物 2 和地物 4, 阈值取值区间大小仅为 0.0372 ( $\Delta S_{42} = 0.0372$ ). 在真实高光谱图像中, 由于噪声等因素的影响,  $\Delta S_{ij}$  会进一步缩小, 分类精度对 SAC 阈值更加敏感.

#### 3.2 核函数参数对 KSAC 影响分析

设  $K_{ij}$  代表地物  $i$  和地物  $j$  的 KSAC 阈值,  $Kd_{ij}$  为  $K_{ij}$  取值区间下限,  $Kb_{ij}$  为  $K_{ij}$  取值区间上限,  $\Delta K_{ij}$  为  $K_{ij}$  取值区间大小, 则  $\Delta K_{ij} = Kb_{ij} - Kd_{ij}, i, j = 1, 2, 3, 4, 5$ . 图 2 为  $q$  取不同值时  $K_{ij}$ .

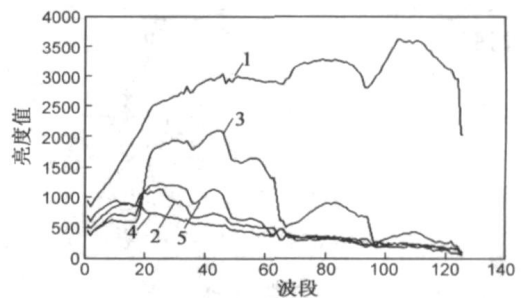


图 1 五种地物光谱

从图 2 可见, 随着  $q$  值的增大,  $K_{ij} (i \neq j)$  变小,  $\Delta K_{ij}$  增大. 如:  $q = 10, K_{45} = 0.5994, \Delta K_{45} = 1 - 0.5994 = 0.4006$ ;  $q = 17$  时,  $K_{45} = 0.4190, \Delta K_{45} = 1 - 0.4190 = 0.5810$ . 但是, 随着  $q$  值增大, 计算量也随之增大.  $q$  值的选取应该根据  $K_{ij}$  统计结果确定, 本文根据图 3 确定  $q$  的取值为 10.

#### 3.3 映射前后阈值取值区间对比

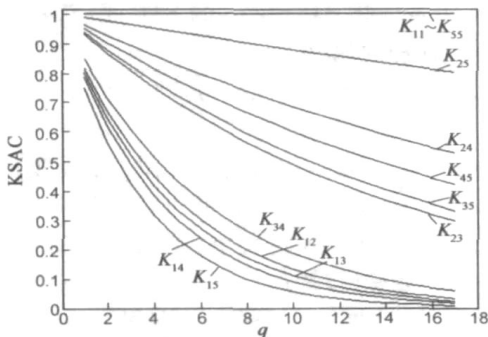


图2 不同q值的核KSAC

取值区间才有意义. 由于无法获得深圳红树林自然保护区地物的精确分布(精确到像元), 本文选取了深圳红树林自然保护区中三种相似性较高的地物(图1中地物2、4和5), 构成已知每个像元特性的仿真图像源(仿真数据A, 见图3).

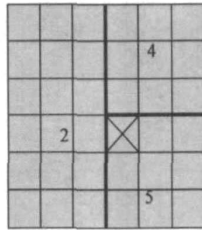


图3 地物2、4和5构成的仿真数据A

### 空间邻域聚类分割的基本实现思想<sup>[1]</sup>:

根据光谱相似性计算公式求取某像元与相邻四个方向(左、左上、上、右上)像元之间的相似值; 如果相似性最大方向上对应的相似值在该方向的阈值范围内, 则当前像元归入该方向相邻像元所属区域. 通过对整幅图像每个像元的遍历即可获得分类结果. 本文将KSAC引入空间邻域聚类方法, 分析映射前后阈值取值区间的变化.

表3 映射后阈值取值区间变化

		$j$	2(左、左上)	4(上、右上)
KSAC	$Kb_{ij}$		1	1
	$Kd_{sj}$	0.8773		0.5994
	$\Delta K_{sj}$	0.1227		0.4006
SAC	$Sb_{ij}$		1	1
	$Sd_{sj}$	0.9870		0.9501
	$\Delta S_{sj}$	0.0130		0.0499
$\Delta K_{sj} / \Delta S_{sj}$			9.4385	8.0281

表3为映射前后

标识 $\otimes$ 的像元阈值取值区间. 该像元属于地物5( $i=5$ ), 与两种不同地物相邻, 容易出现错分.

从图2和表3可见:

- (1) 同类地物光谱角与核光谱角相同( $S_{ij} = 1, i = j$ );
- (2) 不同地物光谱角与核光谱角相差较大;
- (3) 映射到高维空间后, 阈值取值区间明显增大.

## 4 基于KSAC的空间邻域聚类方法

上一节以地物2、4和5的平均光谱为仿真数据, 分析了多项式核函数参数对KSAC的影响及映射前后阈值取值区间的变化. 在实际高光谱图像分析中, 受噪声等多种因素的影响, 同类地物光谱存在差异, 即 $Sb_{ij} \neq 1 (i = j)$ . 本节从深圳红树林高光谱图像中, 随机抽取地物2、4和5的光谱(同类地物光谱存在差异)组成图4所示仿真数据B.

图4(a)中, 地物2、4和5的像元数分别为50、25和

25, 属于同类地物的像元光谱均存在差异. 图4(b)为地物2、4和5中任意选取两个像元(标识 $\otimes$ )的光谱.

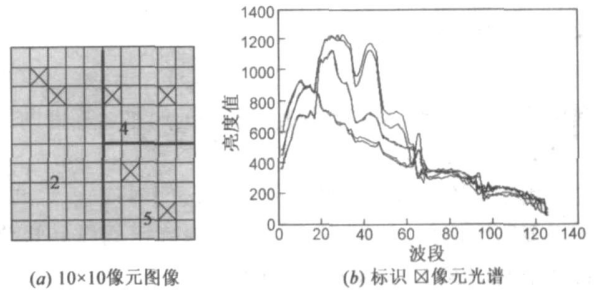


图4 仿真数据B

本文以KSAC作为相似性度量, 参考文献[5], 设计了基于KSAC的空间邻域聚类方法, 该方法分类步骤如下:

Step1 求取图像中各像元与相邻像元之间的KSAC.

Step2 根据图像特点(统计KSAC的分布), 确定相邻四个方向(左, 左上, 上, 右上)的KSAC阈值. 表4为数据B四个方向的KSAC和SAC阈值取值区间.

表4 KSAC和SAC阈值取值区间

方向		左	左上	上	右上
KSAC	$Kb$	0.9967	0.9973	0.9976	0.9969
	$Kd$	0.8373	0.8826	0.6239	0.8512
	$\Delta K$	0.1594	0.1147	0.3737	0.1457
SAC	$Sb$	0.9997	0.9997	0.9998	0.9997
	$Sd$	0.9824	0.9876	0.9517	0.9840
	$\Delta S$	0.0173	0.0121	0.0481	0.0157
$\Delta K / \Delta S$		9.2139	9.4793	7.7692	9.2803

Step3 如果与当前像元最相似的相邻像元(KSAC最大)的KSAC在阈值范围内, 则该像元归入当前像元所属类.

Step4 遍历整幅图像, 得到聚类结果.

从表4可见, 对于真实高光谱图像, 同类地物光谱角与核光谱角相差不大; 不同地物光谱角与核光谱角相差较大; 映射到高维空间后, 阈值取值区间明显增大, 符合本文第2节分析结论.

在实际高光谱图像分类中, 分类阈值需要根据图像的统计特性并结合经验确定, 如果阈值取值区间较小, 容易出现错分. 图5给出了SAC四个方向中一个方向(左上)阈值为0.9800(取值区间0.9876 ~ 0.9997, 区间大小0.0121), 超出取值区间0.0076时的聚类结果.

图5用相同符号表示同类地物. 从图5可见, 由于阈值的取值错误, 产生了错分, 即地物2被分成了a、d、h共3类; 地物4被分成了b、c、e共3类; 地物5被

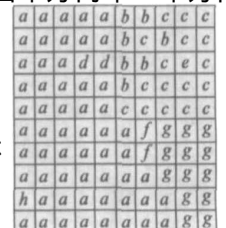


图5 SAC阈值错误时聚类结果

分成了  $a$ 、 $f$ 、 $g$  共 3 类, 地物 5 某些像元还被错分成了地物 2。

从表 4 和图 5 可见, 映射前后, 四个方向(左, 左上, 上, 右上)的阈值取值区间分别扩大了: 9.2139 倍、9.4794 倍、7.7692 倍、9.2803 倍。通过映射, 阈值取值区间增大, 降低了分类精度对阈值的敏感程度, 为提高分类精度创造了条件。

## 5 结论

本文提出了一种新的光谱相似性度量方法, 即 KSAC, 并给出了 KSAC 的定义及求解式; 分析了核函数参数对深圳红树林自然保护区的深海、浅海和红树林三种地物 KSAC 的影响, 并给出了三种地物 SAC 与 KSAC 取值区间对比; 论文设计了以 KSAC 作为相似性度量的空间邻域聚类方法, 该方法能对深海、浅海和红树林三种光谱相似性较高的地物进行准确分类的关键是: KSAC 的相似度阈值取值区间比传统 SAC 取值区间增大大约 9 倍。论文提出的 KSAC 光谱相似度评估方法适用于实际高光谱相似性度量, KSAC 保持了 SAC 能同时反映光谱向量在数值上的差异和光谱曲线之间形状上的差异的优点, 还有效地扩大了阈值的取值区间, 为提高分类精度创造条件。本文没有研究核函数及参数的优化, 因此无法从理论上直接求解 KSAC 取值区间的最大值, 该项研究工作有待进行。

## 参考文献:

[1] James Norman Sweet. The spectral similarity scale and its application to the classification of hyperspectral remote sensing data [D]. New York: State university of New York, College of Environmental Science and Forestry, 2002.

[2] John Shawe Taylor, Nello Cristianini, Kernel Methods for Pattern Analysis [M]. Cambridge University Press, New York, NY, 2004.

[3] Amit Banerjee. A Support Vector Method for Anomaly Detection in Hyperspectral Imagery [J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, August 2006, 44: 8.

[4] 谌德荣, 陶鹏, 张立燕, 范宁军. 基于区域特征光谱的自组织特征映射神经网络高光谱图像主成分提取方法 [J]. 宇航学报, 2007, 23(4): 299-302.

CHEN De rong, TAO Peng, ZHANG Li yan, FAN Ning jun. Hyperspectral imagery principle component extraction method based on SOFM neural network with region feature spectrum [J]. Journal of Astronautics, 2007, 23(4): 299-302. (in Chinese)

[5] 耿修瑞, 张霞, 陈正超等. 一种基于空间连续性的高光谱图像分类方法 [J]. 红外与毫米波学报, 2004, 23(4): 299-302.

GENG Xiurui, ZHANG Xia, CHEN Zhengchao, et al. Classification algorithm based on spatial continuity for hyperspectral image [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2004, 23(4): 299-302. (in Chinese)

## 作者简介:



谌德荣 女, 1966 年 6 月生于湖南, 博士, 副教授, 现在北京理工大学宇航科学技术学院工作。主要研究方向为图像压缩及图像处理。

E-mail: cdrny@263.net