

田间作物杂草识别的最优遥感测量尺度

李颖^{1,2}, 陈怀亮^{1,3*}

(1. 中国气象局河南省农业气象保障与应用技术重点实验室, 郑州 450003;
2. 河南省气象科学研究所, 郑州 450003; 3. 河南省气象局, 郑州 450003)

摘要: 遥感分类识别精度受测量尺度的制约。为克服现有最优测量尺度选择方法存在的问题, 该文提出一种基于光谱角匹配的最优测量尺度选择方法。该方法将每个像元的光谱看作其所属地物类别参考光谱叠加混合像元与光谱变异性的净效应的总和, 计算不同空间分辨率下像元光谱与其所属地物类别参考光谱的光谱角, 用以衡量混合像元与光谱变异性净效应的大小, 当光谱角最小时说明混合像元与光谱变异性的净效应最小, 此时的遥感测量尺度即为最优尺度, 并在 1 幅实例数据中实现了该方法, 利用基于光谱角匹配的尺度选择方法得到了最优遥感测量尺度, 通过试验证明在该尺度下进行分类识别时精度优于比其更大或更小的尺度, 验证了本研究提出的最优空间分辨率选择方法的可靠性。将该实例数据中的目标地理实体对象化, 从理论上分析了目标对象的面积和形状指数与最优遥感测量尺度之间的关系。该研究为田间作物杂草遥感识别提供了一种有效的最优测量尺度选择方法, 可为当前变量作业中田间数据获取工作提供参考, 对于推动遥感测量尺度选择研究也具有积极意义。

关键词: 遥感, 光谱分析, 分类识别, 测量尺度, 混合像元

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.16.020

中图分类号: TP79

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2013)-16-0159-07

李颖, 陈怀亮. 田间作物杂草识别的最优遥感测量尺度[J]. 农业工程学报, 2013, 29(16): 159-165.

Li Ying, Chen Huailiang. Optimal spatial scale for crop-weed discrimination[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(16): 159-165. (in Chinese with English abstract)

0 引言

近年来, 采集自地面平台不同光学传感器的遥感影像被应用于田间作物杂草识别, 服务于精准农业中的变量作业^[1-4]。当前的作物杂草识别研究集中在数据处理和识别方法方面^[5-10], 针对田间作物、杂草固有空间属性和光谱属性的最优遥感测量尺度选择研究则很少被涉及。由于遥感分类识别精度受测量尺度的影响, 故对最优测量尺度的选择研究有助于指导当前变量作业中田间数据获取工作。

测量尺度(分辨率)是 Lam 等^[11]定义的 4 种与空间现象有关的尺度中的一种, 指空间数据集中最小的可区分单元, 越细的区分单元具有越小的尺度。对测量尺度的研究对于使用遥感技术对地理实体、模式和过程的观测与理解具有重要意义^[12]。对遥感测量尺度的研究主要围绕 2 个方面, 其一是围

绕遥感模型的建立和运行, 回答 Goodchild 等^[13]提出的尺度域和尺度阈值识别、尺度分析和尺度转换等问题^[14-16], 其二是围绕遥感影像分类和目标识别, 回答为获取最佳分类识别精度服务的最优空间分辨率选择问题^[17-19], 本研究即关注于田间作物杂草识别中的最优空间分辨率选择问题。

遥感分类识别精度受测量尺度影响主要源于 2 个因子影响, 一个是混合像元, 另一个是光谱变异性^[20]。测量尺度的增大会加重混合像元, 测量尺度的减小则会增加同一地物类别内部的光谱变异性, 这 2 个因子都会降低遥感分类识别精度, 针对图像景中地理实体固有的空间属性和光谱属性, 存在一种使混合像元与光谱变异性的净效应最小的测量尺度, 在该尺度下像元具有最佳光谱识别特性。众多学者对遥感测量尺度进行了大量研究^[21-25], 最优尺度选择方法主要有局部方差法^[26]、变异函数法^[27]、离散度法^[28]、信息熵法^[29]等。局部方差法和变异函数法存在的最大问题在于对图像景的环境复杂性考虑不充分, 算法选择出的测量尺度往往不是实际最优尺度; 离散度法和信息熵法等基于统计特征可分性的方法存在样本选取问题, 例如, 韩鹏等提出了 2 种样本选取方法, 在不同测量尺度下, 变样本法^[29]会造成样本不一致, 固定样本法^[30]则会造成样本不匹配, 样本不一致或不匹配会影响精度评价的

收稿日期: 2013-01-30 修订日期: 2013-07-18

基金项目: 公益性行业(气象)科研专项项目(GYHY200906022); 民用航天“十二五”预先研究项目

作者简介: 李颖(1984-), 女, 汉族, 河南省郑州人, 工程师, 博士, 研究方向为遥感技术及其应用研究。郑州 河南省气象科学研究所, 450003。Email: walnutclip@163.com

*通信作者: 陈怀亮(1967-), 男, 正研级高工, 研究方向: 遥感应用研究及农业气象。郑州 河南省气象局, 450003。

Email: H.chen@vip.163.com

可靠性。为克服现有最优测量尺度选择方法存在的问题,本文针对田间作物杂草识别提出了一种基于光谱角匹配来衡量混合像元与光谱变异性净效应的最优测量尺度选择方法,以期当前变量作业中田间数据获取工作提供参考。

1 仪器设备与数据获取

1.1 仪器设备

本研究利用地面成像光谱辐射测量系统 (field imaging spectrometer system, FISS) 获取田间影像。FISS 采用面阵 CCD 成像,在 379~870 nm 的光谱范围内有 344 个光谱通道,光谱采样间隔约为 1.4 nm,光谱分辨率在 4~7 nm,空间分辨率可优于 2 mm,60% 的波段信噪比大于 500^[31]。FISS 可获取“图谱合一”的图像立方体,当仪器架设高度足够低时,即获取影像的空间分辨率足够高时,可认为影像中的像元为“纯净”像元,每个“纯净”像元都对应一条连续的光谱曲线。

1.2 数据获取及预处理

2009 年 7 月 22 日,在中国农业大学西区实验田利用 FISS 采集 30 幅地面成像光谱数据开展作物杂草光谱分析及形状特征分析,数据的采集时间在 10:00~14:00,垂直观测,仪器距地物高度为 1.2 m。图 1 为本文选取的实例数据,空间分辨率为 0.24 cm,影像中的作物为西瓜苗,处于发芽期到幼苗期的过渡期,子叶平展,第一片真叶开始出现,此时是西瓜田杂草发生的第一个高峰期,场景中的杂草包括牛筋草、马齿苋、野苋菜 3 种。对该影像逐波段进行检查,去除坏线与条带,并使用最小噪声分离变换 (MNF) 去除噪声,在 MNF 变换后选择特征值大于 MNF 特征值曲线陡坡转折处的成分反变换回原光谱空间,去除原数据空间中的噪声。



注: 红 639.7 nm, 绿 532.8 nm, 蓝 451.0 nm。
Note: Red 639.7 nm, Green 532.8 nm, Blue 451.0 nm.

图 1 试验所用成像光谱数据

Fig.1 Imaging spectrometer data for experiment

2 基于光谱角匹配的最优测量尺度选择方法

2.1 光谱角匹配

光谱角匹配 (spectral angle mapper, SAM) 是

一种地物识别与分类方法,该方法将像元在 N 个波段上的光谱响应作为 N 维特征空间中的矢量,计算该矢量与参考光谱在相应 N 维特征空间中矢量的广义夹角来表征二者的匹配程度,角度越小,表示像元光谱与参考光谱越匹配^[32]。定义矢量 X 与 Y 的广义夹角 α 的余弦为相似函数, α 的计算公式如下^[33]

$$\alpha = \arccos \frac{X \cdot Y}{|X||Y|} \quad (1)$$

2.2 研究方法与步骤

基于光谱角匹配进行最优测量尺度选择,基本思路是以一种地物类别内部均匀选取的大量“纯净”像元的平均光谱作为该地物类别的参考光谱,将每个像元的光谱看作其所属地物类别参考光谱叠加混合像元与光谱变异性的净效应的总和,计算不同空间分辨率下像元光谱与其所属地物类别参考光谱的光谱角,用以衡量混合像元与光谱变异性净效应的大小,当光谱角最小时说明混合像元与光谱变异性的净效应最小,像元具有最佳光谱识别特性,此时的遥感测量尺度即为最优尺度。

基于光谱角匹配的最优测量尺度选择方法具体步骤如下:

1) 采用邻近像元光谱线性混合的重采样方法对获取的原始田间地面成像光谱数据的空间分辨率进行调整,得到空间分辨率依次降低的一组同视场遥感影像。

2) 计算原始空间分辨率影像的红边归一化植被指数 (red edge normalized vegetation index, NDVI₇₀₅) 图像,设置阈值去除植被以外的背景。以原始空间分辨率影像中的植被区域为掩膜,在改变空间分辨率后的影像上提取与原始影像一致的植被分析区。

3) 从原始空间分辨率影像的植被分析区中选取场景中每种作物杂草的像元样本集 (样本集象元总数目占植被分析区象元总数目的 10% 左右),分别计算每种作物杂草像元样本集的平均光谱曲线作为该植物种类的参考光谱曲线。

4) 分别计算不同空间分辨率影像中植被分析区内每个像元的光谱曲线与图像景中各作物杂草类别参考光谱曲线的光谱角,将像元识别为与其光谱角最小的植物种类。

5) 将不同空间分辨率影像中植被分析区内像元的识别结果与地表真实情况比较,计算不同空间分辨率影像的 SAM 识别精度,识别精度最高的影像的遥感测量尺度即为最优尺度。

3 结果与分析

为得到空间分辨率依次降低的一组同视场田

间影像，将图 1 中原始影像空间分辨率依次重采样为 0.48、0.72、0.96、1.2、1.92 和 3.84 cm，即影像空间分辨率下降至原始分辨率的 1/2 到 1/16，提取

与原始影像一致的植被分析区（图 2）。从原始空间分辨率影像中提取西瓜苗、牛筋草、野苋菜和马齿苋的 344 维参考光谱曲线（图 3）。

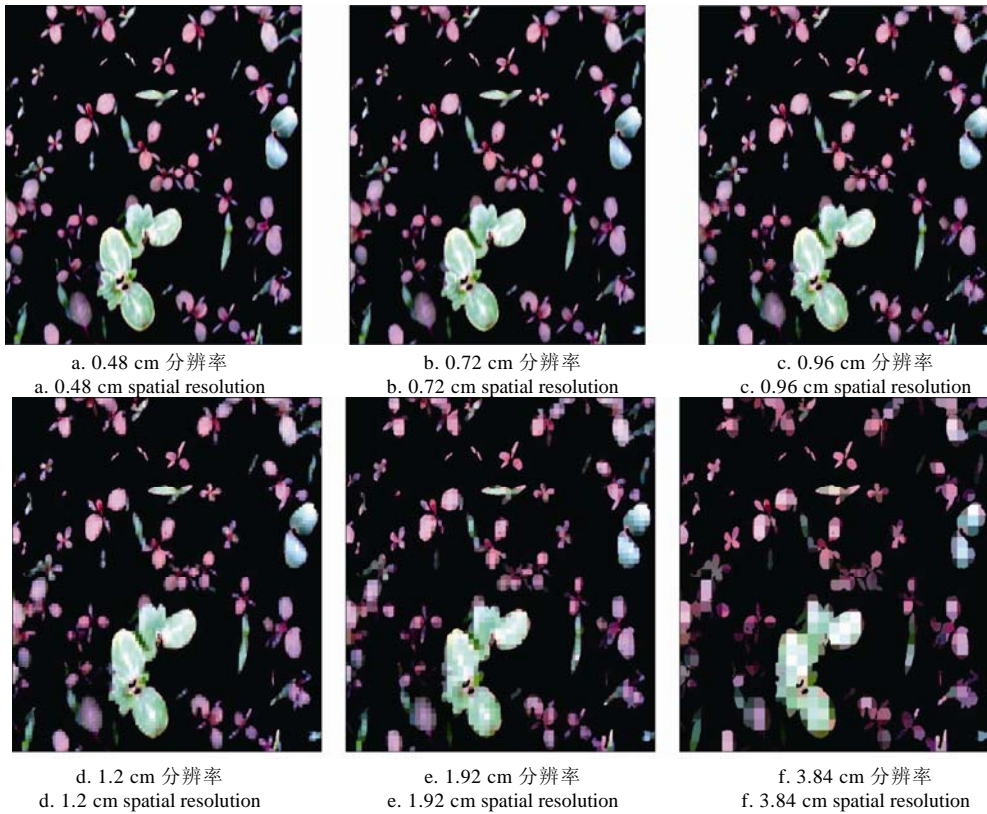


图 2 空间分辨率模拟及植被分析区提取

Fig.2 Spatial resolution simulation and vegetation pixels extraction

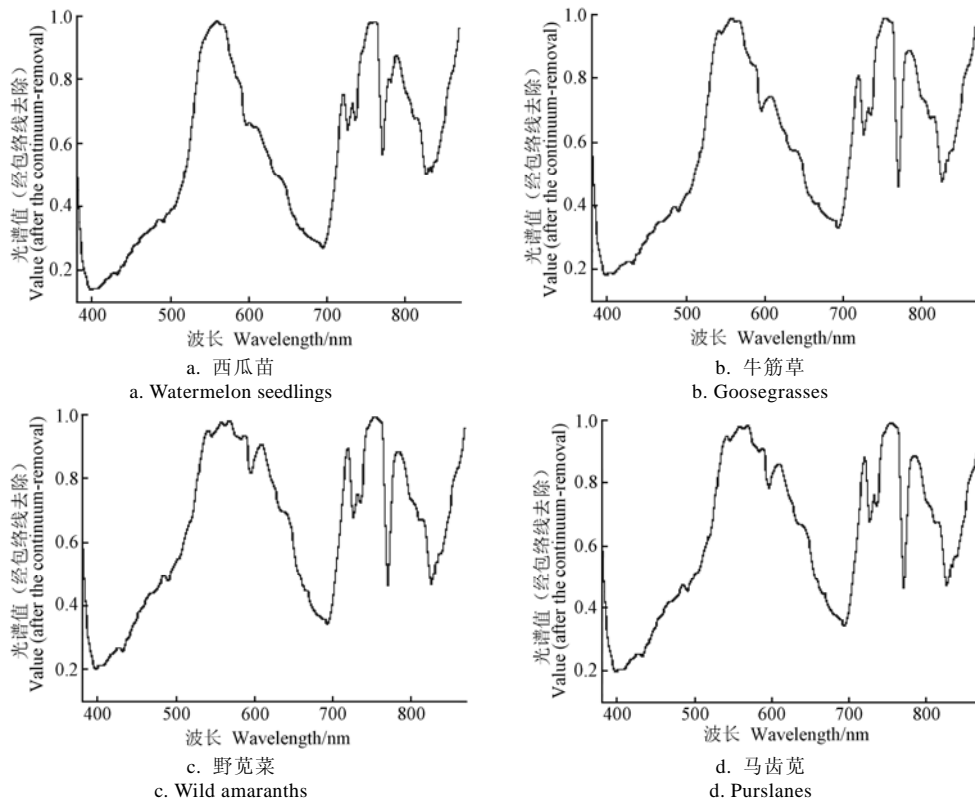


图 3 西瓜苗、牛筋草、野苋菜和马齿苋的 344 维参考光谱曲线

Fig.3 Referece spectral curves of watermelon seedlings, goosegrasses, wild amaranths and purslanes

依次计算不同空间分辨率影像中植被分析区内像元光谱与 4 种作物杂草参考光谱曲线 344 维光谱向量的光谱角并进行光谱角制图, 根据地表真实情况计算不同空间分辨率影像中植被分析区内作物杂草像元的 SAM 识别精度 (表 1)。

表 1 不同空间分辨率下作物杂草像元的 SAM 识别精度
Table 1 Crop and weeds identification accuracy by SAM under different spatial resolutions

空间分辨率 Spatial resolution/cm	总体分类精度 Overall classification accuracy/%	Kappa
0.24	62.4968	0.4714
0.48	64.7900	0.5002
0.72	63.4168	0.4903
0.96	62.5910	0.4813
1.2	61.2884	0.4731
1.92	58.5892	0.4514
3.84	51.5115	0.3922

从表 1 可以看出, 在影像空间分辨率由 0.24 下降至 3.84 cm 的过程中, 作物杂草像元的 SAM 识别精度先有所上升, 后持续下降, 在 0.48 cm 的空间分辨率下识别精度最高。分析 SAM 识别精度随影像空间分辨率变化的过程: 在空间分辨率从 0.24 降低至 0.48 cm 的阶段, SAM 识别精度提高说明此阶段光谱变异性减小对净效应的削减作用大于混合像元加重对净效应的增加作用, 使得混合像元与光谱变异性的净效应持续减小; 当空间分辨率为 0.48 cm 时, SAM 识别精度最高说明此遥感测量尺度下光谱变异性减小对净效应的削减作用与混合像元加重对净效应的增加作用达到平衡, 使得混合像元与光谱变异性的净效应达到最小, 该遥感测量尺度即为最优尺度; 在空间分辨率从 0.48 降低至 3.84 cm 的阶段, SAM 识别精度下降说明此阶段混合像元加重对净效应的增加作用大于光谱变异性减小对净效应的削减作用, 使得混合像元与光谱变异性的净效应持续加大。为了进一步验证上述最优空间分辨率选择结果的正确性, 采用 SVM 算法分别对原始空间分辨率影像和改变空间分辨率后的各幅影像进行作物杂草分类识别, 不同空间分辨率影像选取统一的训练样本 (训练样本占样本总量的 5% 左右), 均以高斯径向基核 (radial basis function, RBF) 为 SVM 核函数, 根据人机交互经验, 核函数的惩罚系数设为 100, 核函数的 γ 值设为 0.003^[34], 其他参数设置为默认值。根据地表真实情况计算不同空间分辨率影像中植被分析区内作物杂草像元的 SVM 识别精度 (表 2)。从表 2 可以看出, 在影像空间分辨率由 0.24 下降至 3.84 cm 的过程中, 作物杂草像元的 SVM 分类识别精度呈现出先上升后

下降的整体趋势, 且在 0.48 cm 的空间分辨率下 SVM 分类识别精度最高, 这与本研究基于 SAM 的最优空间分辨率选择结果相吻合, 进一步验证了本研究提出的最优空间分辨率选择方法的可靠性。此处需要讨论的是作物杂草像元的 SVM 分类识别精度在空间分辨率从 0.72 降低至 1.2 cm 的阶段有小幅度的上升 (并未影响精度随空间分辨率下降而变化的整体趋势), 可能的原因是本研究提出的基于 SAM 的最优空间分辨率选择方法是从地物物性的角度衡量了不同空间分辨率像元光谱中混合像元与光谱变异性的净效应的大小, 能够反映不同空间分辨率像元所具有的光谱识别特性, 即其光谱特征所能支持达到识别精度的固有能力, 而利用 SVM 算法进行分类识别时, 分类精度还会在一定程度上受到训练样本容量及代表性的影响。

表 2 不同空间分辨率下作物杂草像元的 SVM 识别精度
Table 2 Crop and weeds identification accuracy by SVM under different spatial resolutions

空间分辨率 Spatial resolution/cm	总体分类精度 Overall classification accuracy/%	Kappa
0.24	96.70	0.9429
0.48	97.70	0.96
0.72	94.94	0.9179
0.96	95.18	0.9219
1.2	95.71	0.9301
1.92	92.81	0.8835
3.84	88.44	0.8083

本研究在 1 幅田间图像实例中利用基于光谱角匹配的尺度选择方法得到最优遥感测量尺度为 0.48 cm, 该最优尺度是由该图像景中作物杂草固有的空间属性和光谱属性决定的。由于在光谱特征空间, 同类地物的分布形态基本一致, 如植被一般都具备绿峰、蓝谷、红谷、红边等光谱特征, 为了在其他田间作物杂草识别场景参考本研究实例的尺度选择结果进行尺度选择, 可认为不同作物杂草类别内部光谱属性分布特征的统计规律较为一致, 应从场景中作物杂草实体空间属性的角度加以对比分析。将目标地理实体对象化, 若要求减小对象所包含像元的光谱变异性, 需尽可能减少对象包含像元的个数; 若要求减轻混合像元, 需尽可能降低对象周长与面积的比值。综合上述 2 方面, 在空间属性上目标对象的面积和形状指数可用于决定最优遥感测量尺度。

对象的面积具有旋转和平移不变性, 可用于描述对象总的尺寸, 即对象内部所包含像元面积的总和。形状指数也具有旋转和平移不变性, 可用于描述对象周长与面积的关系, 周长与面积的比越大,

形状指数越大。形状指数的计算公式为^[35]

$$\alpha = e/4\sqrt{A} \quad (2)$$

式中, α 为形状指数; A 为对象面积, e 为对象周长, 当像元边长为 1 时形状指数为对象与背景相接的边的像元个数的总和。

在本研究选取的图像中, 利用自行编制的程序软件, 经对象化得到植物对象 107 个, 植物对象的平均面积为 31.4 cm^2 , 平均形状指数为 1.64, 该图像对应的最优遥感测量尺度为 0.48 cm 。对目标对象面积和形状指数与最优遥感测量尺度之间的关系分析表明, 当对象的面积不变时, 形状指数越大, 混合像元越严重, 对应的最优测量尺度越小; 当对象的形状指数不变时, 面积越大, 光谱变异性越严重, 对应的最优测量尺度越大。因此, 在其他田间作物杂草识别场景中, 当场景中植物对象的平均形状指数大于 1.64 时, 最优测量尺度应小于 0.48 cm , 反之亦然; 当场景中植物对象的平均面积大于 31.4 cm^2 时, 最优测量尺度应大于 0.48 cm , 反之亦然。以上从理论上分析了目标对象的面积和形状指数与最优遥感测量尺度之间的定性关系, 以面积和形状指数推导最优测量尺度的数学模型有待下一阶段研究建立。

4 结论与讨论

本文提出一种基于光谱角匹配来衡量混合像元与光谱变异性净效应的最优测量尺度选择方法。该方法通过采集地面成像光谱数据并利用邻近像元光谱线性混合的重采样方法对原始影像的空间分辨率进行调整, 计算不同空间分辨率下像元光谱与其所属地物类别参考光谱的光谱角, 用以衡量混合像元与光谱变异性净效应的大小, 当光谱角最小时说明混合像元与光谱变异性的净效应最小, 此时的遥感测量尺度即为最优尺度。在 1 幅田间图像景的实例中实现了该方法。将该图像景中的目标地理实体对象化, 利用基于光谱角匹配的尺度选择方法得到最优遥感测量尺度为 0.48 cm , 并进一步从理论上分析了目标对象的面积和形状指数与最优遥感测量尺度之间的关系。对于其他田间作物杂草识别场景, 计算场景中植物对象的面积和形状指数, 可参考本研究实例的尺度选择结果进行尺度选择。

本文有待进一步探讨的问题主要有 2 点, 第一, 本文利用邻近像元光谱线性混合的重采样方法对原始影像的空间分辨率进行调整, 这也是目前尺度选择研究中绝大部分学者采用的向上尺度转换方法, 但使用这种方法的一个前提是假设地物光谱线性混合, 因植被和土壤的光谱混合过程本质上是非线性的, 所以更好的尺度转换方案尚待研究; 第二,

本文通过理论分析认为在空间属性上目标对象的面积和形状指数可用于决定最优遥感测量尺度, 进一步的研究可致力于建立以面积和形状指数推导最优测量尺度的数学模型。

[参 考 文 献]

- [1] Persson M and Åstrand B. Classification of crops and weeds extracted by active shape models[J]. *Biosystems Engineering*, 2008, 100(4): 484—497.
- [2] Slaughter D C, Giles D K, Fennimore S A, et al. Multispectral machine vision identification of lettuce and weed seedlings for automated weed control[J]. *Weed Technology*, 2008, 22(2): 378—384.
- [3] Swain K C, Nørremark M, Jørgensen R N, et al. Weed identification using an automated active shape matching (AASM) technique[J]. *Biosystems Engineering*, 2011, 110(4): 450—457.
- [4] 刘波, 方俊永, 刘学, 等. 基于成像光谱技术的作物杂草识别研究[J]. *光谱与光谱学分析*, 2010, 30(7): 1830—1833.
Liu Bo, Fang Junyong, Liu Xue, et al. Research on crop-weed discrimination using a field imaging spectrometer[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2010, 30(7): 1830—1833. (in Chinese with English abstract)
- [5] 阎庆, 梁栋, 张东彦. 基于监督局部线性嵌入算法的玉米田间杂草识别[J]. *农业工程学报*, 2013, 29(14): 171—177.
Yan Qing, Liang Dong, Zhang Dongyan. Recognition of weed in corn field based on supervised locally linear embedding algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2013, 29(14): 171—177. (in Chinese with English abstract)
- [6] 赵川源, 何东健, 乔永亮. 基于多光谱图像和数据挖掘的多特征杂草识别方法[J]. *农业工程学报*, 2013, 29(2): 192—198.
Zhao Chuanyuan, He Dongjian, Qiao Yongliang. Identification method of multi-feature weed based on multi-spectral images and data mining[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2013, 29(2): 192—198. (in Chinese with English abstract)
- [7] 李先锋, 朱伟兴, 纪滨, 等. 基于图像处理和蚁群优化的形状特征选择与杂草识别[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(10): 178—182.
Li Xianfeng, Zhu Weixing, Ji Bin, et al. Shape feature selection and weed recognition based on image processing and ant colony optimization[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2010, 26(10): 178—182. (in Chinese with English abstract)
- [8] 沈宝国, 陈树人, 尹建军, 等. 基于颜色特征的棉田绿色杂草图像识别方法[J]. *农业工程学报*, 2009, 25(6): 163—167.
Shen Baoguo, Chen Shuren, Yin Jianjun, et al. Image recognition of green weeds in cotton fields based on color

- feature[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2009, 25(6): 163—167. (in Chinese with English abstract)
- [9] 毛文华, 曹晶晶, 姜红花, 等. 基于多特征的田间杂草识别方法[J]. 农业工程学报, 2007, 23(11): 206—209.
Mao Wenhua, Cao Jingjing, Jiang Honghua, et al. In-field weed detection method based on multi-features[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2007, 23(11): 206—209. (in Chinese with English abstract)
- [10] 毛罕平, 胡波, 张艳诚, 等. 杂草识别中颜色特征和阈值分割算法的优化[J]. 农业工程学报, 2007, 23(9): 154—158.
Mao Hanping, Hu Bo, Zhang Yancheng, et al. Optimization of color index and threshold segmentation in weed recognition[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2007, 23(9): 154—158. (in Chinese with English abstract)
- [11] Lam N and Quattrochi D A. On the issues of scale, resolution, and fractal analysis in the mapping sciences[J]. Prof Geogr, 1992, 44(1): 88—98.
- [12] 苏理宏, 李小文, 黄裕霞. 遥感尺度问题研究进展[J]. 地球科学进展, 2001, 16(4): 544—548.
Su Lihong, Li Xiaowen, Huang Yuxia. An review on scale in remote sensing[J]. Advance In Earth Sciences, 2001, 16(4): 544—548. (in Chinese with English abstract)
- [13] Goodchild M F and Quattrochi D A. Scale, multiscaling, remote sensing and GIS[A]. In: Quattrochi D A, Goodchild M F, eds. Scale in Remote Sensing and GIS Raton[C]// Boca Raton: CRC Lewis Publishers, 1997.
- [14] 靳华安, 王锦地, 柏延臣, 等. 基于作物生长模型和遥感数据同化的区域玉米产量估算[J]. 农业工程学报, 2012, 28(13): 166—171.
Jin Hua'an, Wang Jindi, Bo Yanchen, et al. Estimation on regional maize yield based on assimilation of remote sensing data and crop growth model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(13): 166—171. (in Chinese with English abstract)
- [15] 赵虎, 裴志远, 马尚杰, 等. WOFOST 模型同化时序 HJCCD 数据反演叶面积指数[J]. 农业工程学报, 2012, 28(11): 158—163.
Zhao Hu, Pei Zhiyuan, Ma Shangjie, et al. Retrieving LAI by assimilating time series HJ CCD data with WOFOST[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(11): 158—163. (in Chinese with English abstract)
- [16] 刘宁, 孙鹏森, 刘世荣, 等. WASSI-C 生态水文模型响应单元空间尺度的确定: 以杂古脑流域为例[J]. 植物生态学报, 2013, 37(2): 132—141.
Liu Ning, Sun Pengsen, Liu Shirong, et al. Determination of spatial scale of response unit for the WASSI-C eco-hydrological model: A case study on the upper Zagunao River watershed of China[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2013, 37(2): 132—141. (in Chinese with English abstract)
- [17] 温兆飞, 张树清, 白静, 等. 农田景观空间异质性分析及遥感监测最优尺度选择: 以三江平原为例[J]. 地理学报, 2012, 67(3): 346—356.
Wen Zhaofei, Zhang Shuqing, Bai Jing, et al. Agricultural landscape spatial heterogeneity analysis and optimal scale selection: An example applied to sanjiang plain[J]. Acta Geographica Sinica, 2012, 67(3): 346—356. (in Chinese with English abstract)
- [18] 陈杰, 邓敏, 肖鹏峰, 等. 纹理频谱分析的高分辨率遥感影像最佳尺度选择[J]. 遥感学报, 2011, 15(3): 492—511.
Chen Jie, Deng Min, Xiao Pengfeng, et al. Optimal spatial scale choosing for high resolution imagery based on texture frequency analysis[J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 15(3): 492—511. (in Chinese with English abstract)
- [19] 明冬萍, 王群, 杨建宇. 遥感影像空间尺度特性与最佳空间分辨率选择[J]. 遥感学报, 2008, 12(4): 529—537.
Ming Dongping, Wang Qun, and Yang Jianyu. Spatial scale of remote sensing image and selection of optimal spatial resolution[J]. Journal of Remote Sensing, 2008, 12(4): 529—537. (in Chinese with English abstract)
- [20] Markham B L and Townshend J R G. Land cover classification accuracy as a function of sensor spatial resolution[A]. The 15th International Symposium of Remote Sensing of Environment[C]// 1981.
- [21] Aplin P. On scales and dynamics in observing the environment[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(11): 2123—2140.
- [22] Stellmes M, Udelhoven T, Roder A, et al. Dryland observation at local and regional scale—Comparison of Landsat TM/ETM+ and NOAA AVHRR time series[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(10): 2111—2125.
- [23] Duveiller G and Defourny P. A conceptual framework to define the spatial resolution requirements for agricultural monitoring using remote sensing[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(11): 2637—2650.
- [24] Pittiglio C, Skidmore A K, De Bie C A J M, et al. A common dominant scale emerges from images of diverse satellite platforms using the wavelet transform[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(13): 3665—3687.
- [25] Obata K, Miura T, Yoshioka H. Scaling effects in area-averaged values of two-band spectral vegetation indices represented in a general form[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2012, 6(1): 063585.
- [26] Woodcock CE, and Strahler A H. The factor of scale in remote sensing[J]. Remote Sensing of Environment, 1987(21): 311—332.
- [27] Atkinson P M, Aplin P. Spatial variation in land cover and choice of spatial resolution for remote sensing[J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(18): 3687—3702.
- [28] 柏延臣, 王劲峰. 基于特征统计可分性的遥感数据专题分类尺度效应分析[J]. 遥感技术与应用, 2004, 19(6): 443—449.
Bo Yanchen, Wang Jinfeng. Exploring the scale effect in thematic classification of remotely sensed data: The

- statistical separability-based method[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2004, 19(6): 443—449. (in Chinese with English abstract)
- [29] 韩鹏, 龚健雅, 李志林. 基于信息熵的遥感分类最优空间尺度选择方法[J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2008, 33(7): 676—679.
Han Peng, Gong Jianya and Li Zhilin. A new approach for choice of optimal spatial scale in image classification based on entropy[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008, 33(7): 676—679. (in Chinese with English abstract)
- [30] 韩鹏, 龚健雅, 李志林, 等. 遥感影像分类中的空间尺度选择方法研究[J]. *遥感学报*, 2010, 14(3): 507—518.
Han Peng, Gong Jianya, Li Zhilin, et al. Selection of optimal scale in remotely sensed image classification[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2010, 14(3): 507—518. (in Chinese with English abstract)
- [31] 童庆禧, 薛永琪, 王晋年, 等. 地面成像光谱辐射测量系统及其应用[J]. *遥感学报*, 2010, 14(3): 409—422.
Tong Qingxi, Xue Yongqi, Wang Jinnian, et al. Development and application of the field imaging spectrometer system[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2010, 14(3): 409—422. (in Chinese with English abstract)
- [32] Cho M A, Debba P, Mathieu R, et al. Improving discrimination of savanna tree species through a multiple-endmember spectral angle mapper approach: Canopy-Level analysis[J]. *Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(11): 4133—4142.
- [33] 童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 高光谱遥感——原理、技术与应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006: 210—211.
- [34] 李小娟, 宫兆宁, 刘晓萌, 等. ENVI 遥感影像处理教程[M]. 北京: 中国环境科学出版社, 2007: 336—339.
- [35] 薄树奎. 面向对象遥感影像分类技术研究[D]. 北京: 中国科学院遥感应用研究所, 2007, 18—22.
Bo Shukui. Research on Object Oriented Remote Sensing Image Classification Technology[D]. Beijing: Institute of Remote Sensing Application Chinese Academy of Sciences, 2007, 18—22. (in Chinese with English abstract)

Optimal spatial scale for crop-weed discrimination

Li Ying^{1,2}, Chen Huailiang^{1,3*}

(1. CMA•Henan Key Laboratory of Agrometeorological Support and Applied Technique, Zhengzhou 450003, China; 2. Henan Institute of Meteorological Sciences, Zhengzhou 450003, China; 3. Henan Meteorological Administration, Zhengzhou 450003, China)

Abstract: In recent years, remote sensing images obtained by different types of optical sensors from a ground platform are applied to crop-weed discrimination and serve variable-rate technology in precision agriculture. Classification accuracy in remote sensing is influenced by spatial scale, so choosing the optimal spatial scale can be helpful for field data acquisition. Influences of spatial scale on classification accuracy in remote sensing are mainly originated from two factors: one factor is mixed-pixel and the other factor is spectral variability. Both aggravated mixed pixel caused by a larger spatial scale and aggravated spectral variability caused by a smaller spatial scale will result in classification accuracy reduction in remote sensing. For geographic entities in remote sensing images have inherent spatial attribute and spectral attribute, a spatial scale exists which can minimize the net effect of both mixed-pixel and spectral variability. Under this spatial scale, pixels can have optimal spectral identifiability. An approach for the selection of optimal spatial scale using a spectral angle mapper to measure the net effect of both mixed-pixel and spectral variability was proposed for crop-weed discrimination. The basic thinking of optimal spatial scale selection based on spectral angle mapper is as follows: using the average spectra calculated from a great amount of pure pixels belonging to one kind of ground object as the reference spectra for this kind of ground object, the spectra of each pixel could be regarded as the sum of its reference spectra and the net effect of mixed-pixel and spectral variability. Then, the spectral angle between the pixel spectra under different spatial resolutions and its reference spectra might be calculated to measure the net effect of mixed-pixel and spectral variability. The pixel will have optimal spectral identifiability when the net effect is least, and in this case, the spatial scale is the optimal scale. The proposed approach was realized in one field image. The geographic entities in the image were objectified. The optimal spatial scale was 0.48 cm by using the spatial scale selection method based on a spectral angle mapper. The relationship between the area and shape indexes of the target object and its optimal spatial scale was analyzed theoretically. For other field scenes, the finding can provide a reference for optimal spatial scale selection by calculating the area and shape indexes of plant objects.

Key words: remote sensing, spectrum analysis, classification, spatial scale, mixed-pixel

(责任编辑: 鲍洪杰)