

基于省域尺度的农田土壤重金属高光谱预测

夏芳¹, 彭杰^{1,2}, 王乾龙¹, 周炼清^{1,3*}, 史舟^{1,3}

(1. 浙江大学环境与资源学院农业遥感与信息技术应用研究所, 浙江 杭州 310058;

2. 塔里木大学植物科学学院, 新疆 阿拉尔 843300;

3. 浙江大学唐仲英传感材料及应用研究中心, 浙江 杭州 310058)

摘要: 利用浙江省 36 个县市的 643 个农田耕层土样的可见-近红外反射率数据以及重金属与有机质含量数据, 分析了 Ni、Cu、As、Hg、Zn、Cr、Cd、Pb 含量与有机质含量的相关性, 对比了不同重金属元素与有机质敏感波段的位置, 并建立了各重金属元素含量的偏最小二乘回归 (PLSR) 模型. 研究表明, Ni、Cr 与有机质的相关性最优, As 最差, 相关系数分别为 0.54、0.59、0.20, 各重金属元素与有机质的相关系数与它在前三主成份载荷图中与有机质的距离成反比; 不同的重金属元素与有机质高光谱敏感波段的重叠度、回归系数的正负一致性具有明显差异, 与有机质相关性越高的元素, 其重叠度也越高、正负一致性也越好; 在所有 8 种重金属元素的 PLSR 预测模型中, Ni、Cr 的建模与预测效果较好, RPD 值分别为 1.94、1.80, 模型具有一般的定量预测能力, 其余 6 种重金属元素预测模型的 RPD 值均在 1.00 和 1.40 之间, 模型只具备区别高值和低值的预测能力. 该研究结果为大规模区域土壤重金属污染的高光谱遥感监测提供了一定的理论依据与参考.

关键词: 农田土壤; 重金属污染; 高光谱; 预测

中图分类号: TP701, X53 **文献标识码:** A

Prediction of heavy metal content in soil of cultivated land: Hyperspectral technology at provincial scale

XIA Fang¹, PENG Jie^{1,2}, WANG Qian-Long¹, ZHOU Lian-Qing^{1,3*}, SHI Zhou^{1,3}

(1. Institute of Agricultural Remote Sensing and Information Technology Application, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China;

2. College of Plant Science, Tarim University, Alar 843300, China;

3. Cyrus Tang Center for Sensor Materials and Applications, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract: A total of 643 farmland topsoil samples distributed in 36 counties and cities of Zhejiang Province were collected. The correlation between contents of Ni, Cu, As, Hg, Zn, Cr, Cd and Pb and that of organic matter was probed by measuring the reflectance of soil samples in visible- near infrared light band. The characteristic wave bands of heavy metal elements and organic matter were compared. The partial least squares regression (PLSR) model for the content of each heavy metal element was established. The results indicated that Ni and Cr have the best correlation with organic matter, while As has the worst, with the correlation coefficients 0.54, 0.59 and 0.20, respectively. The distance between heavy metal elements and organic matter in the first three principal components loading diagram was inversely proportional to their correlation coefficient. Degree of overlap between different heavy metal elements and organic matter at hyperspectral sensitive band and the positive and negative consistency of regression coefficients varied greatly, the greater the correlation with organic matter is, the higher degree of overlap is, and the better the positive and negative consistency. In PLSR models of heavy metals, models for Ni and Cr performed well in modeling and predicting with a good ability of quantificational prediction, with RPD values of 1.94 and 1.80 separately. The remaining models for other 6 heavy metals could only conduct distinguishing for high and low values with RPD values ranged from 1.00 to 1.4. The results of this study provide certain theoretical assistance and reference for hyperspectral remote sensing monitoring of soil contamination by heavy metals in large-scale areas.

Key words: farmland soils, heavy metal contamination, hyperspectral, prediction

PACS: 91.62.RT

收稿日期: 2014-12-05, 修回日期: 2015-05-25

Received date: 2014-12-05, revised date: 2015-05-25

基金项目: 国家 863 计划课题 (2013AA10230105); 国家自然科学基金 (41271234)

Foundation items: Supported by a grant from the National High Technology Research and Development Program of China (2013AA102301) and the National Science Foundation of China (41271234)

作者简介 (Biography): 夏芳 (1975-), 女, 浙江舟山人, 在读博士生, 主要从事土壤属性的遥感监测与制图研究. E-mail: maggie_xia@263.net

* 通讯作者 (Corresponding author): E-mail: lianqing@zju.edu.cn

引言

多年以来,由于生产与生活污染物的处置不当、矿产资源的不合理开发利用、农药与化肥的盲目施用,已造成了严重的土壤污染,尤其是重金属污染日益严重^[1]. 当前我国受 Cd、Hg、As、Cr、Pb 污染的耕地面积已达 $2\ 000 \times 10^4 \text{ hm}^2$, 造成的经济损失巨大^[2]. 重金属污染物由于不易降解,往往在食物链中循环并累积,对生态环境、食品安全、人类健康产生极大地威胁与危害^[3-5]. 因此,如何快速、动态、准确的获取重金属污染物的数据并据此及时的进行治理与修复,一直是国内外研究的热点与难点,也是社会各界高度关注的焦点.

传统的重金属测定主要依赖于野外单点采样和室内化学分析,虽然具有精度高的优点,但存在测定周期长、测定过程繁琐、测试费用高、环保性差等方面的不足,且很难获得大面积污染土壤的面源信息. 高光谱遥感由于波段多且连续、分辨率高的优势,可以实现土壤相关理化性质的大范围、非破坏性和非接触的快速测定. 近年来,国内外关于土壤重金属的高光谱定量反演的研究已有诸多报道. Kemper 等^[6]利用土壤反射光谱反演了西班牙 Aznalcollar 矿区土壤 Cu、Zn、Hg、Pb 以及 Cr 元素的含量,其中 Pb 和 Hg 取得了较好的预测效果,但 Cu、Zn、Cr 的预测精度不高. Grzegorz 等^[7]使用近红外和中红外漫反射光谱对波兰 Tarnowskie Gory 矿区土壤中 Fe、Cr、Cu、Pb、Ni、Zn 的含量进行了预测,决定系数分别为 0.98、0.90、0.95、0.86、0.94、0.93. Kooistra 等^[8]使用反射光谱预测了莱茵河流域土壤 Cd 和 Zn 的含量,预测值与实测值之间的相关系数分别为 0.94、0.95. Wang 等^[9]利用室内光谱反演了中国江苏宜兴市农田土壤的重金属含量,Pb、Zn、Cu 的预测决定系数均大于 0.73,标准差与均方根误差之比均大于 1.5,但 As 的预测效果不理想.

迄今为止,关于土壤重金属高光谱定量反演的研究报道已有众多,为后续研究者的进一步深入研究提供了很好的基础与参考. 然而,大多数报道的研究区域范围较小,土壤类型单一,土壤的成土母质、成土过程差异不大,研究的对象一般为一种或几种重金属元素,鲜见国家《土壤环境质量标准》(GB 15618-1995)所涉及的全部八大重金属元素的综合报道,与土壤重金属污染综合评价的要求尚有一定差距. 因此,本文以浙江省的各个县市为研究区域,以国标规定的土壤重金属污染评价八大关键元素

(Ni、Cu、As、Hg、Zn、Cr、Cd、Pb)为研究对象,在探明重金属高光谱反演机理的基础上,探讨采用高光谱技术建立基于省域的重金属定量反演模型的可行性,以期为广域土壤重金属污染的高光谱遥感监测提供一定的参考与依据.

1 材料与方法

1.1 土样的采集与制备

采样区域覆盖了浙江省主要农产区的 36 个县市,土壤类型包括滨海盐土、粗骨土、潮土、紫色土、水稻土、石灰土、红壤,按照连片农田均匀布点设计方案,共采集了 643 个耕层土样(图 1). 其中,滨海盐土 37 个样,粗骨土 20 个样,潮土 51 个样,紫色土 27 个样,水稻土 355 个样,石灰土 12 个样,红壤 141 个样. 每个土样采用梅花形五点混合采样法获取,经四分法后取样 1.5 kg ^[10]. 土样带回室内后,剔除小石块和植物残留物,经自然风干后,全部研磨过 2 mm 孔筛,再取 100 g 左右过 2 mm 孔筛的土样继续研磨过 0.25 mm 孔筛,分别用于光谱测定和化学分析.

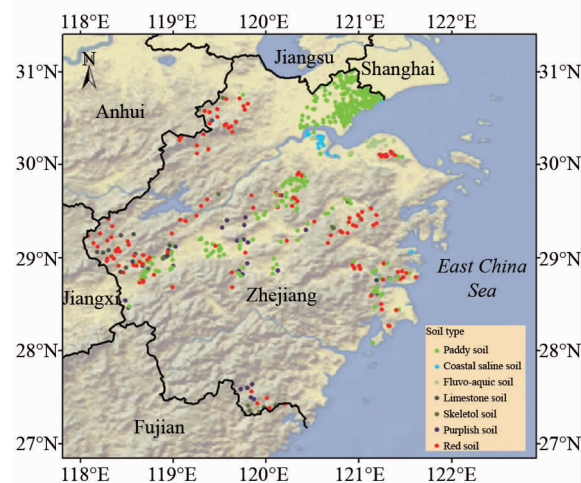


图 1 浙江省 643 土样空间分布图

Fig. 1 Spatial distribution of 643 soil samples collected at Zhejiang Province, China

1.2 土样的化学分析测试项目及方法

土壤有机质(soil organic matter, SOM)含量用重铬酸钾容量法-外加热法分析;As、Hg 和 Cu 用王水水浴加热消解,As 采用氢化物-原子荧光法测定,检出限为 $0.069 \mu\text{g/g}$,Hg 采用冷蒸气-原子吸收分光光度法(AAS),检出限为 0.53 ng/g ,Cu 采用原子吸收分光光度法测定,检出限为 1.0 ng/g ;其它重金属用“四酸熔样”,再用等离子体发射光谱仪(ICP)

平,但不同元素相关系数的大小具有明显的差异.根据各重金属元素与有机质间的相关系数大小,大致可以划分为4个不同的层次.Ni和Cr为第一层次,相关系数均超过了0.50;Cu、Hg、Zn为第二层次,相关系数处于0.40~0.50;Pb、Cd为第三层次,相关系数处于0.30~0.40;As为第四层次,其相关系数小于0.30.所有8种重金属元素中,以Cr的相关系数最高,As的为最低,其值分别为0.59和0.20.此外,由表2也可以看出以下趋势,与有机质相关性越高的重金属元素之间的相关系数值越大,反之则越小,Ni和Cr之间的相关系数达到0.92,而As与其他所有重金属元素之间的相关系数均较小.

对8个土壤重金属和有机质数据进行主成份转换分析,采用基于协方差的主成份分析方法得到土壤有机质与重金属元素的高光谱载荷分布图(图2).根据载荷(PC1 63%,PC2 27%,PC3 5%)的空间分布位置,可以将八种重金属元素分为三组.第一组包括Ni、Cr、Hg和Cu四种元素,它们两两之间高度相关,均达到0.01极显著相关水平;它们与有机质之间的相关系数范围在0.45~0.58之间,相对于其他两组而言,它们相距有机质最近.第二组为Zn、Pb和Cd,各元素与有机质相关系数在0.38~0.44之间,在载荷图中三个元素较为集中,与第一组元素相比,它们距离有机质较远.第三组为As,与有机质相关系数仅为0.20,同时与有机质的距离也最远.这与Wu等^[14]的研究结果基本一致,同时与表2的相关系数分析结果相吻合.此外,本研究中将As单独分组,是因为它与土壤有机质以及其余7种重金属元素的相关性最差,另外在载荷图中与有机质的距离也最大,该结论与Wang等^[9]和Wu等^[14]的一致.

2.2 有机质与重金属光谱敏感波段的对比分析

敏感波段是指与地物某种属性高度相关的光谱

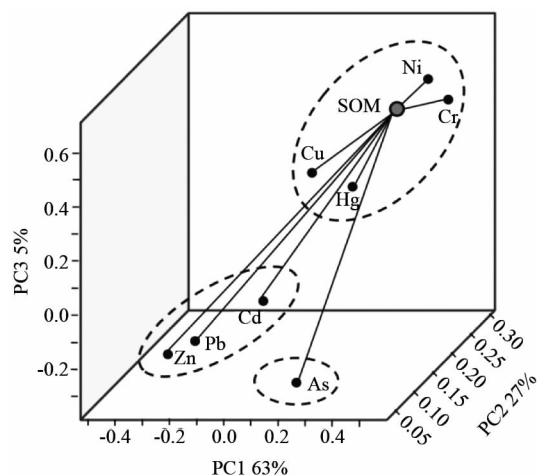


图2 土壤有机质与重金属元素的前3个主成分的载荷图

Fig2 The first three principal component loading of soil organic matter and heavy metal elements

波段,是诊断地物及其含量的重要参考波段,同时也是地物属性高光谱定量反演的重要波段.本文统计了土壤8种重金属和有机质含量与光谱数据的相关性,将 $p \leq 0.01$ 的波段定义为敏感波段,并对这些波段的PLSR模型的回归系数进行了统计(图3).由图3可以看出,不同重金属元素的敏感波段的数量以及与有机质敏感波段的重叠度、回归系数的正负性质一致性都具有明显差异.从敏感波段的数量上来看,Ni、Cr、Hg明显要多于其他5种元素,在所有8种重金属元素中,以Pb的敏感波段数最少.从与有机质敏感波段的重叠度来比较,有机质的敏感波段大部分都集中在400~880 nm、1350~1500 nm附近、1870~2070 nm附近、2130~2350 nm这几个区间,这与已有研究基本类似^[15-17].有机质总的敏感波段数目为1010个,8个重金属元素中,与有机质敏感波段位置重叠度比较高的依次为Ni(878个波段)、Cr(818个波段)、Hg(749个波段)、Cu(555个

表2 有机质与重金属元素的相关系数矩阵

Table 2 Pearson correlation coefficients matrix for the soil organic matter and heavy metal elements

统计指标	SOM	Ni	Cr	Cu	Hg	Zn	Pb	Cd	As
SOM	1								
Ni	0.54 **	1							
Cr	0.59 **	0.92 **	1						
Cu	0.45 **	0.66 **	0.62 **	1					
Hg	0.48 **	0.42 **	0.43 **	0.41 **	1				
Zn	0.44 **	0.58 **	0.47 **	0.66 **	0.40 **	1			
Pb	0.38 **	0.12 **	0.11 *	0.31 **	0.39 **	0.58 **	1		
Cd	0.37 **	0.37 **	0.32 **	0.57 **	0.31 **	0.63 **	0.42 **	1	
As	0.20 **	0.32 **	0.35 **	0.38 **	0.13 *	0.29 **	0.20 **	0.32 **	1

注:**为极显著水平($P < 0.01$); *为显著水平($P < 0.05$).

波段),而其余 4 种元素的重叠波段数均少于 250 个,所有元素中,以 As 的数量最少,仅为 70 个.就 8 种重金属元素回归系数与有机质的正负性质一致性而言,Ni 与有机质的一致性最好,其次为 Cr,Hg 在 1 400 nm 附近、2 300 nm 附近的一致性较好,但其余的绝大多数波段均不佳,Cu 仅在 420 nm 附近与 1400 nm 附近具有较好的一致性,而其余元素除 400 nm 附近外,其它波段的一致性均较差.

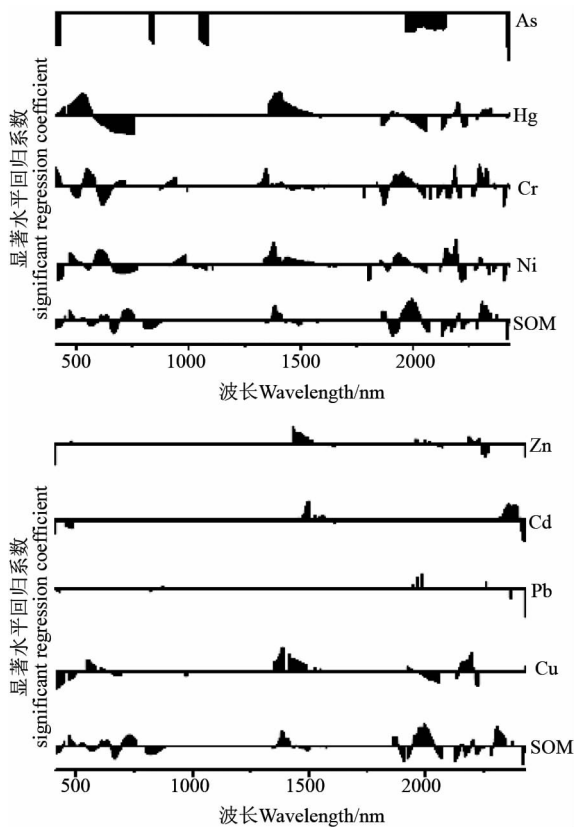


图3 土壤有机质与重金属元素的光谱敏感波段
Fig.3 The wavelengths that contributed to significant regression coefficients ($p \leq 0.01$) in the prediction of soil organic matter and heavy metal content

2.3 重金属的高光谱预测

由于一阶微分处理能有效凸显出某些微弱吸收或反射特征的信息,本研究利用平滑与去噪后的 400 ~ 2450nm 波段的一阶微分数据构建了 8 种重金属含量的 PLSR 模型,并利用验证集的 163 个样本对所建模型进行了验证并根据验证集来评判模型预测精度,建模及预测结果见表 3.从建模情况来看,Ni 和 Cr 具有较高的决定系数(R^2),其值高达 0.70 以上,其次为 Hg, R^2 大于 0.50,Cu、Zn、Pb 的 R^2 在 0.40 ~ 0.50 之间,Cd 和 As 的 R^2 最低,均低于 0.40.同时,从表中可以看出,虽然模型在验证时其

R^2 有所降低,均方根误差(RMSE)有所提高,但在建模集中表现较好的重金属仍具有更理想的精度,RMSE 的相对变化幅度也更小,如 Ni 和 Cr 的 R^2 仍保持在 0.70 以上,而 Cd 和 As 的均低于 0.25.在所有重金属元素中,Ni 的建模和验证 R^2 均为最高,依次为 0.72 与 0.77,Cd 的建模 R^2 最低,仅为 0.32.

表3 八种重金属元素的偏最小二乘回归模型的建模与预测效果

Table 3 Assessment statistics for modeling and predictions of eight heavy metal elements using a partial least squares regression (PLSR)

项目	建模		预测		
	R_c^2	RMSE _c	R_v^2	RMSE _v	RPD
Ni	0.82	5.01	0.77	5.51	1.94
Cr	0.73	13.76	0.70	14.07	1.80
Cu	0.49	7.59	0.46	6.63	1.36
Hg	0.52	0.06	0.39	0.06	1.26
Zn	0.41	19.11	0.35	17.68	1.23
Pb	0.40	7.07	0.33	7.81	1.19
Cd	0.32	0.06	0.19	0.07	1.12
As	0.37	2.41	0.22	2.94	1.15

预测结果表明,具有较高建模精度的重金属元素其预测能力也越好.根据各元素的预测 R^2 与 RPD 的大小,大致可以分为 3 个层次.第一层次包括 Ni 和 Cr 两种重金属元素,其预测 R^2 大于 0.60,RPD 大于 1.40;Cu、Hg、Zn 属于第二层次,其预测 R^2 在 0.35 ~ 0.50 之间,RPD 在 1.20 ~ 1.40 之间;Pb、Cd、As 为第三层次,其预测 R^2 在 0.15 ~ 0.35 之间,RPD 在 1.00 ~ 1.20 之间.根据 RPD 对模型预测能力的评价结果,在所有重金属元素中仅有第一层次的 Ni 和 Cr 的 $1.8 < RPD \leq 2.0$,具有定量预测能力,而其余 6 种重金属元素的 $1.00 < RPD \leq 1.50$,只具备区别高值和低值的能力.

3 小结与讨论

本研究共采集了浙江省 36 个县市的 643 个农田土样,测定了各土样的室内高光谱数据和 Ni、Cr、Cu、Hg、Zn、Pb、Cd、As 以及 OM 的含量,经分析 OM 与重金属的相关性后,表明不同重金属元素与 OM 的相关性存在明显差异,其相关性由高至低依次为 Cr(0.59)、Ni(0.54)、Hg(0.48)、Cu(0.45)、Zn(0.44)、Pb(0.38)、Cd(0.37)、As(0.20).对比重金属元素与有机质的高光谱敏感波段后发现,与有机质相关性越好的元素,二者之间敏感波段的叠合度也越大,以 Cr 和 Ni 的叠合度最高,这和有机质与重金属之间的络合作用及有机质对不同重金属元素的

络合能力密切相关^[18]. 8 种重金属元素含量 PLSR 模型的建模和预测效果表明, 与有机质相关性较好的 Cr 和 Ni 的模型精度及预测能力要优于其他重金属元素. 但在所有预测模型中, 具有最好预测能力的 Ni 和 Cr 的模型仅具有定量预测能力, 而其余 6 种重金属元素的模型仅具备区别高值和低值的预测能力. 同时要注意, 土壤水份中 OH 的强吸收特征对于土壤有机质光谱分析及含量测定的干扰. 如在 1 900 nm 水吸收带附近存在土壤有机质的特征波段 1 700 ~ 1 800 nm 和 2 000 nm^[19], 由于土壤近红外光谱吸收较弱, 导致土壤各组分特征波段间会相互遮蔽和重叠. 因此, 在研究土壤可见近红外光谱中要注意样品干燥处理或者进行土壤水分影响光谱去除处理^[20].

本文研究结果表明, 即使在省域尺度上, 土壤重金属元素的高光谱定量反演精度取决于其与有机质相关性的强弱, 与有机质相关性强的具有较好的反演精度, 反之, 则反演精度不理想, 这在机理上与小区域尺度上的研究结论一致. 本研究结果是在省域尺度上、大样本 ($n = 643$) 的情况下所获得, Ni ($R^2 = 0.82$) 和 Cr ($R^2 = 0.73$) 仍具有较好的建模精度, 这与以往小区域尺度、小样本的报道精度 ($R_{Ni}^2: 0.81 \sim 0.91$, $R_{Cr}^2: 0.58 \sim 0.99$)^[12, 21-26] 相当. 然而, 其余 6 种重金属元素的建模精度较之前人的小区域、小样本的结果有所下降. 影响土壤重金属高光谱反演模型精度的因素包括多个方面, 如土壤类型的差异、样本集数量、重金属的形态、污染水平等. 本研究的区域包括了浙江省的 36 个县市, 采集的土壤类型有 7 种, 样本数达到 643 个. 因此, 取自不同地域的土样间在成土过程、成土母质均存在较大差异, 从而导致土壤的光谱异质性, 同时加上重金属形态以及有机质含量的差异, 最终导致大尺度区域的建模效果不如小尺度. 当然, 通过光谱数据的预处理与建模方法的优化组合对于提高大尺度区域重金属的高光谱定量反演模型精度, 可能仍有一定的提升空间, 这将是本课题组进一步深入研究的重要内容.

References

- [1] FAN Ting, YE Wen-Ling, CHEN Hai-Yan, *et al.* Review on contamination and remediation technology of heavy metal in agricultural soil [J]. *Ecology and Environmental Sciences* (樊霆, 叶文玲, 陈海燕, 等. 农田土壤重金属污染状况及修复技术研究. *生态环境学报*), 2013, **22**(10): 1727 - 1736.
- [2] WU G, KANG H B, ZHANG X Y, *et al.* A critical review on the bio-removal of hazardous heavy metals from contaminated soils: Issues, progress, eco-environmental concerns and opportunities [J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2010, **174**(1-3): 1 - 8.
- [3] Wenzel W W, Uinterbrunner R, Soeffer P, *et al.* Chelate-assisted phytoextraction using canola (*Brassica napus* L.) in outdoors pot and lysimeter experiments [J]. *Plant and Soil*, 2003, **249**(1): 83 - 96.
- [4] Rajkumar M, VaraPrasad M N, Freitas H, *et al.* Biotechnological applications of serpentine bacteria for phytoremediation of heavy metals [J]. *Critical Reviews in Biotechnology*, 2009, **29**(2): 120 - 130.
- [5] CAI Q, LONG M L, ZHU M, *et al.* Food chain transfer of cadmium and lead to cattle in a lead-zinc smelter in Guizhou, China [J]. *Environmental Pollution*, 2009, **157**(11): 3078 - 3082.
- [6] Kemper T, Sommer S. Estimate of heavy metal contamination in soils after a mining accident using reflectance spectroscopy [J]. *Environmental Science and Technology*, 2002, **36**(12): 2742 - 2748.
- [7] Grzegorz S, Gregory W M, Tomasz I S, *et al.* Near- and mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy for measuring soil metal content [J]. *Journal of Environment Quality*, 2004, **33**: 2056 - 2069.
- [8] Kooistra L, Wehrens R, Leuven R S E W, *et al.* Possibilities of visible near infrared spectroscopy for the assessment of soil contamination in river floodplains [J]. *Analytica Chimica Acta*, 2001, **446**: 97 - 105.
- [9] Wang J J, Cui L J, Gao W X, *et al.* Prediction of low heavy metal concentrations in agricultural soils using visible and near-infrared reflectance spectroscopy [J]. *Geoderma*, 2014, **216**(1): 1 - 9.
- [10] Cheng J L, Shi Z, Zhu Y W. Assessment and mapping of environmental quality in agricultural soils of Zhejiang Province, China [J]. *Journal of Environmental Sciences*, 2007, **19**: 315 - 319.
- [11] Viscarra Rossel R A, Taylor H J, McBratney A B. Multivariate calibration of hyperspectral γ -ray energy spectra for proximal soil sensing [J]. *European Journal of Soil Science*, 2007, **58**: 343 - 353.
- [12] CAO Hui-Cong, WANG Jin-Da, ZHANG Xue-Lin. Study on the association between heavy metals and organic matter in polluted black soil in northeast china [J]. *Research of Environmental Sciences* (曹会聪, 王金达, 张学林. 东北地区污染黑土中重金属与有机质的关联作用. *环境科学研究*), 2007, **20**(1): 36 - 41.
- [13] SUN Hua, TAN Chang-Yin, HUANG Dao-You, *et al.* Effects of soil organic matter on the accumulation, availability and chemical speciation of heavy metal [J]. *Journal of Natural Science of Hunan Normal University* (孙花, 谭长银, 黄道友, 等. 土壤有机质对土壤重金属积累、有效性及形态的影响. *湖南师范大学自然科学学报*), 2011, **34**(4): 82 - 87.
- [14] Wu Y Z, Chen J, Wu X M, *et al.* Possibilities of reflectance spectroscopy for the assessment of contaminant elements in suburban soils [J]. *Applied Geochemistry*, 2005, **20**(6): 1051 - 1059.
- [15] Shi Z, Wang Q L, Peng J, *et al.* Development of a national VNIR soil-spectral library for soil classification and prediction of organic matter concentrations [J]. *Science China: Earth Sciences*, 2014, **57**(7): 1671 - 1680.

(下转第 605 页)

题,引入一种使用马尔科夫随机场模型进行预检测处理然后进行量测划分的方法,仿真结果表明,相比传统方法:基于马氏随机场模型的群目标检测及量测划分可有效抑制杂波,并可有效利用更多的目标细节信息,对量测进行更精细的划分,可以更早的为后续群目标跟踪等处理提供目标细节信息,在信噪比较低的情况下,性能改善明显。

References

- [1] ZHANG Hui, XU Hui, An Wei, et al. A Gaussian Inverse Wishart PHD filter for group targets tracking based on the interaction multiple models[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (张慧,徐晖,安玮,等.一种基于多模型高斯逆 Wishart PHD 滤波器的空间邻近目标跟踪方法. *红外与毫米波学报*), 2014, **34**(2): 206-212.
- [2] LIN Liang-kui, XU Hui, AN Wei, et al. Tracking a large number of closely spaced objects based on the particle probability hypothesis density filter via optical sensor[J]. *Optical Engineering*, 2011, **50**(11): 116401.
- [3] ZHANG Hui. Tracking Techniques for Midcourse Target Complex via Space-based Infrared Sensors [D]. Changsha: Graduate School of National University of Defense Technology (张慧.天基红外传感器对中段目标群跟踪技术研究. 长沙:国防科学技术大学研究生院), 2014: 19-39.
- [4] LIN Liang-kui. Tracking and Super-resolution for Midcourse Ballistic Target Complex via Space-based Infrared Sensors [D]. Changsha: Graduate School of National University of Defense Technology (林两魁.天基红外传感器对中段弹道目标群的跟踪与超分辨技术研究. 长沙:国防科学技术大学研究生院), 2011: 25-35.
- [5] XUE Yong-hong, RAO Peng, FAN Shi-wei, et al. Infrared dim small target detection algorithm based on generative Markov random field and local statistic characteristic[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (薛永宏,饶鹏,樊士伟,等.基于生成 MRF 和局部统计特性的红外弱小目标检测算法. *红外与毫米波学报*), 2013, **32**(5): 431-436.
- [6] LIN Liang-kui, XIE Kai, XU Hui, et al. Research on Infrared Maging Smulation of Midcourse Ballistic Object Target Complex[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (林两魁,谢恺,徐晖,等.中段弹道目标群的红外成像仿真研究. *红外与毫米波学报*), 2009, **28**(3): 218-223.
- [7] ZHONG Ping. Random Field Models for Image Labeling [D]. Changsha: Graduate School of National University of Defense Technology (钟平.面向图像标记的随机场模型研究. 长沙:国防科学技术大学研究生院), 2008: 9-61.
- [8] Constantin J M, Berry M W, Vander Zanden B T. Parallelization of the Hoshen-Kopelman algorithm using a finite state machine[J]. *International Journal of High Performance Computing Applications*, 1997, **11**(1): 34-48.
-
- (上接 598 页)
- [16] PENG Jie, ZHOU Qing, ZHANG Yang-Zhu, et al. Effect of soil organic matter on spectral characteristics of soil[J]. *Acta Pedologica Sinica* (彭杰,周清,张杨珠,等.有机质对土壤光谱特性的影响研究. *土壤学报*), 2013, **50**(3): 517-524.
- [17] JI Wen-Jun, SHI Zhou, ZHOU Qing, et al. VIS-NIR reflectance spectroscopy of the organic matter in several types of soils [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (纪文君,史舟,周清,等.几种不同类型土壤 VIS-NIR 光谱特性及有机质响应波段. *红外与毫米波学报*), 2012, **31**(3): 277-282.
- [18] Alina K P. Trace Elements in Soils and Plants[M]. Boca Paton: CRC Press, 2000.
- [19] Stenberg B, Viscarra Rossel R A, Mouazen A M, et al. Visible and near infrared spectroscopy in soil science [J]. *Advances in Agronomy*, 2010, **107**: 163-215.
- [20] Ji W J, Viscarra Rossel R A, Shi Z. Accounting for the effects of water and the environment on proximally sensed vis-NIR spectra and their calibrations[J]. *European Journal of Soil Science*, 2015. DOI: 10.1111/ejss.12239.
- [21] Malley D F, Williams P C. Use of near-infrared reflectance spectroscopy in prediction of heavy metals in freshwater sediment by their association with organic matter[J]. *Environment Science Technology*, 1997, **31**(12): 3461-3467.
- [22] Song X Y, Li F L, Yang Z F, et al. Diffuse reflectance spectroscopy for monitoring potentially toxic elements in the agricultural soils of Changjiang River Delta, China[J]. *Applied Clay Science*, 2012, **64**: 75-85.
- [23] Wu Y Z, Chen J, Ji J F, et al. A mechanism study of reflectance spectroscopy for investigating heavy metals in soils [J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2007, **71**: 918-926.
- [24] Wu Y Z, Zhang X, Liao Q L, et al. Can contaminant elements in soils be assessed by remote sensing technology: a case study with simulated data[J]. *Soil Science*, 2011, **176**(4): 196-205.
- [25] Moros J, De Vallejuelo S F O, Gredilla A, et al. Use of reflectance infrared spectroscopy for monitoring the metal content of the estuarine sediments of the Nerbioi-Ibaizabal River (Metropolitan Bilbao, Bay of Biscay, Basque Country) [J]. *Environment Science and Technology*, 2009, **43**: 9314-9320.
- [26] XU Ming-Xing, WU Shao-Hua, ZHOU Sheng-Lu, et al. Hyperspectral reflectance models for retrieving heavy metal content: application in the archaeological soil [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (徐明星,吴绍华,周生路,等.重金属含量的高光谱建模反演:考古土壤中的应用. *红外与毫米波学报*), 2011, **30**(2): 109-114.