

实验室光谱仪与高光谱相机之间模型转移的研究

李雪莹^{1,2} 任国兴¹ 吕美蓉¹ 刘岩¹ 孙中梁¹ 侯广利¹ 范萍萍^{*1}

¹(齐鲁工业大学(山东省科学院),山东省科学院海洋仪器仪表研究所,青岛 266061)

²(中国石油大学(华东)地球科学与技术学院,青岛 266580)

摘要 实验室光谱仪是指通过光谱仪仅能获取光谱信号的光谱仪,高光谱相机可通过图像获取图像和光谱两种信息。在使用实验室光谱仪的条件下,针对不同温度、不同实验室的光谱仪、不同测量条件、不同地区间样品等因素的模型转移均已有研究报道,但是,针对高光谱相机与实验室光谱仪之间的模型转移问题的研究较少。本研究以青岛 164 份土壤样品为例,获取其实验室光谱仪光谱数据和高光谱相机数据,以实验室光谱仪光谱数据分别建立总氮(TN)、总磷(TP)含量模型,将分段直接校正算法、模型更新法和斜率/截距修正法 3 种方法联用(Piecewise direct standardization-model updating-slope/bias correction method, PDS-MP-S/B),对高光谱数据进行模型转移,将转移后的高光谱数据代入 TN、TP 含量模型预测其含量值,评价预测效果;同时分析不同 PDS 窗口个数和标准集个数对预测结果的影响。在 TN 含量预测中,当 PDS 窗口个数为 19、标准集个数为 120 时,模型转移后预测效果最好,检验集绝对系数(Absolute coefficient of test set, R_t^2)为 0.736,预测均方根误差(Root mean square error of prediction, RMSEP)为 0.274;在 TP 含量预测中,当 PDS 窗口个数为 23、标准集个数为 80 时,模型转移后预测效果最好, R_t^2 为 0.647, RMSEP 值为 0.231。实验室光谱仪和高光谱相机之间模型转移问题的研究和解决,对高光谱相机采集的大量图像信息数据可进行快速预测,大大减少了工作量,为高光谱相机广泛应用于定量分析、快速检测技术提供了重要参考。

关键词 可见近红外光谱;实验室光谱仪;高光谱相机;模型转移

光谱法已广泛应用于农业、食品和医学等领域的定量分析^[1-2]。常规光谱法是通过化学计量学方法对光谱数据和浓度数据建立相关模型,实现对未知样品的预测。实验室光谱仪测定光谱数据并建立相关模型的方法已经非常成熟,大多通过光纤等测定所需物质的光谱数据后,根据需要建立模型。在使用实验室光谱仪的条件下,研究者针对不同温度、不同实验室光谱仪、不同测量条件、不同地区间样品等因素的模型转移已有一些研究报道^[3-6]。

高光谱相机是通过相机采集带有光谱信息的图像数据,适用于原位、野外的数据采集,并且采集的光谱信息和图像信息更全面,更有利于后续分析^[7]。但是,采用高光谱相机采集的光谱数据建立相关定量模型需要有对应的浓度数据,这些浓度数据不易获取,并且模型效果不及实验室光谱仪。如果能够通过实验室光谱仪获取的数据而建立的已有成熟的定量模型作为所需模型,对高光谱相机采集的样品数据进行预测,能够明显减少工作量,实现对野外光谱数据的大规模预测。高光谱相机的广泛应用必将是以后发展的趋势,因此,高光谱相机与实验室光谱仪之间的模型转移问题是一个非常重要的问题。但是,针对高光谱相机与实验室光谱仪之间的模型转移问题研究较少。Pu 等^[8]研究了手持式微型近红外光谱仪与台式高光谱成像仪的转换,以预测香蕉果实可溶性固形物含量,采用不同的光谱预处理方法和分段直接校正方法对光谱进行校正。常规的模型转移方法有直接校正法(Direct standardization, DS)^[9]、分段直接校正(Piecewise direct standardization, PDS)^[10]、正交信号法(Orthogonal signal correction, OSC)^[11]等,但是不能很好地解决高光谱相机与实验室光谱仪之间的模型转移问题。相较于实验室光谱仪之间的模型转移问题,高光谱相机与实验室光谱仪之间的模型转移更加困难。高光谱相机获取的是图像数据,首先需要对图像数据进行处理和分析,高光谱相机多用于野外拍摄获取数据,不

仅仪器之间有差异,光照、环境等因素也会造成同一样品的光谱信息产生差异,这给实验室光谱仪和高光谱相机之间的模型转移带来很大的困难,因此,需要建立一种快速、准确且有效的方法。

本研究以青岛 164 份土壤样品为例,采集其实验室光谱数据和高光谱相机数据,以及总氮(Total nitrogen, TN)含量、总磷(Total phosphorus, TP)含量,以实验室光谱数据分别建立 TN、TP 含量模型,将分段直接校正算法、模型更新和斜率/截距修正法 3 种方法联用(Piecewise direct standardization-model updating-slope/bias correction method, PDS-MP-S/B),对高光谱数据进行模型转移,将转移后的高光谱数据通过 TN、TP 含量模型预测其含量值,通过检验集绝对系数(Absolute coefficient of test set, R_1^2)和预测均方根误差(Root mean square error of prediction, RMSEP)评价预测效果,从而实现土壤氮磷含量的实验室光谱仪与高光谱相机之间的模型转移。本研究以不同光谱仪模型转移算法为基础,对这些模型转移算法进行改进,相比于已有实验室光谱仪和高光谱相机之间的模型转移采用的不同的光谱预处理方法和分段直接校正方法,本研究提出的算法结合了模型更新和斜率/截距修正法,进一步提高了模型的准确性。

1 实验部分

1.1 仪器与材料

QE65000 紫外-可见光纤光谱仪、DH-2000 系列氙卤钨灯光源(美国海洋光学公司)。

采集青岛浮山山麓(砂壤土, 60 份)、枣山耕地(砂壤土, 44 份)、李村河畔(粉壤土, 60 份)3 个地区的土壤样品,共计 164 份。将土壤样品在 50 °C 干燥,过 0.45 mm 尼龙筛,待用。

1.2 实验方法

1.2.1 数据采集

采用海洋光学 QE65000 光谱仪,光谱采样间隔为 1 nm,谱区范围 200 ~ 1100 nm。自制一个土壤样品盒,其大小与探头支架系统匹配,将土壤样品置于样品盒中,轻轻压平,测量土壤样品光谱。每个土壤样品测定 5 次光谱反射率,取平均值,去除前、后段噪声影响较大的反射光谱,保留 226 ~ 975 nm 的光谱数据。

采用便携式高光谱相机 GaiaField-V10 获取土壤样品高光谱图像,光谱采样间隔为 3.2 nm,谱区范围 400 ~ 1000 nm。将土壤样品装入长方形小盒中,采用高光谱相机进行拍照,每张高光谱图像采集 3 个土壤样品。以 100 × 100 像素点大小的矩形图形对图像的感兴趣区域(ROI)进行提取,将提取的 ROI 区域的各点光谱取平均光谱值。

取 5 ~ 10 g 土壤样品,采用元素分析仪分别测定 TN 含量,钼锑抗比色法测定 TP 含量,结果见表 1。

表 1 土壤总氮和总磷含量统计结果

Table 1 Statistical results of contents of total nitrogen (TN) and total phosphorus (TP) in soil samples

土壤养分 Soil nutrient	样品个数 Number of samples	最大值 Maximum	最小值 Minimum	平均值 Average	标准差 Standard deviation
TN (mg/kg)	164	1.736	0.209	0.819	0.476
TP (g/kg)	164	2.390	0.110	0.530	0.391

1.2.2 校正集、检验集和标准集分类方法

采用顺序分类方法以 3:1 划分实验室光谱仪和高光谱相机土壤样品的校正集和检验集,其中,校正集 123 份,检验集 41 份。顺序分类方法是指按照样品编号顺序按比例分类(编号是按照浓度含量值大小排序的),如以 3:1 比例顺序分类划分校正集和检验集,取序号 1、2、3 的样品为校正集,序号 4 的样品为检验集,序号 5、6、7 的样品为校正集,序号 8 的样品为检验集,以此类推。采用实验室光谱仪和高光谱相机数据分别建立 TN 和 TP 含量模型,模型评价结果见表 2。

由表 2 可知,实验室光谱仪的模型评价结果均高于高光谱相机的模型,因此,将实验室光谱仪作为主仪器,高光谱相机作为从仪器,以主仪器的模型为标准,从仪器通过模型转移算法计算后,代入主仪器模型进行预测。

表 2 土壤 TN 和 TP 含量模型评价结果

Table 2 Model results of content of TN and TP in soil samples

土壤养分 Soil nutrient	实验室光谱仪 Laboratory spectrometer				高光谱相机 Hyperspectral camera			
	R_c^2	R_t^2	RMSEP	RPD	R_c^2	R_t^2	RMSEP	RPD
TN	0.894	0.878	0.184	2.741	0.708	0.808	0.238	2.119
TP	0.813	0.855	0.149	2.647	0.546	0.607	0.244	1.610

注 Note: R_c^2 (校正集绝对系数, Absolute coefficient of calibration set); R_t^2 (检验集绝对系数, Absolute coefficient of test set); RMSEP(预测均方根误差, Root mean square error of prediction); RPD(相对分析误差, Relative percent deviation)。

采用顺序分类划分实验室光谱仪土壤样品校正集中的标准集,即主仪器的标准集,取与实验室光谱仪的标准集样品序号相同的高光谱相机土壤样品作为从仪器的标准集,标准集个数分别取 10, 20, ..., 110 和 120。以高光谱相机土壤样品的检验集验证,采用模型转移算法后的预测效果。

1.2.3 模型转移算法

模型转移算法采用分 PDS^[12]、MP^[13] 和 S/B^[14] 算法联用方法(PDS-MP-S/B),对从仪器进行模型转移,具体算法如下:

(1) 采用 PDS 算法求出转移矩阵 F 。设主仪器标准集光谱数据为 $X1_s$, 从仪器标准集光谱数据为 $X2_s$, 取 $X2_s$ 的第 j 个波长点附近截取窗口宽度为 $(j-k \sim j+k)$ 的波段 Z_j , 令 $Z_j = [X2_{s,j-k}, \dots, X2_{s,j}, X2_{s,j+1}, \dots, X2_{s,j+k}]$, 然后构建 $X1_j$ 与 Z_j 之间的多元线性回归方程 $X1_{s,j} = Z_j \times f_j + e_j$, 由 PLS 算法求得回归系数 f_j , 然后循环 j , 求出所有的 f_j 。将 f_j 置于转移矩阵 F 的主对角线上, 并将其它元素置 0, 得到转移矩阵 F 。

根据转移矩阵 F , 分别对从仪器标准集光谱数据 $X2_s$ 和检验集光谱数据 $X2_p$ 进行转换, 得到 $X2_{sF}$ 和 $X2_{pF}$ 相关公式如下:

$$X2_{sF} = X2_s \cdot F \quad (1)$$

$$X2_{pF} = X2_p \cdot F \quad (2)$$

(2) 采用 MP 算法重新建立校正模型。将 PDS 算法转移后从仪器标准集的光谱数据 $X2_{sF}$ 及其对应的样品浓度值添加到原主仪器校正集中, 即将 $(X2_{sF}, y_s)$ 加入 $(X1_c, y_c)$ 中, 其中, y_s 为从仪器标准集实际浓度值, $X1_c$ 为主仪器校正集光谱数据, y_c 为主仪器校正集实际浓度值, 采用 PLS 算法建立新的定量模型 Model_{new}。

分别将从仪器标准集转移后光谱数据 $X2_{sF}$ 和从仪器检验集转移后光谱数据 $X2_{pF}$ 代入新模型 Model_{new} 中, 预测得到从仪器标准集浓度值 y_{sm} 和从仪器检验集浓度值 y_{pm} 。

(3) 采用 S/B 算法计算最终预测值, 用一元线性回归方程来拟合从仪器标准集浓度值 y_{sm} 和标准集的实际浓度值 y_s , 求得此线性方程的最小二乘解, 计算得到该线性模型的斜率 s 和截距 b , 根据斜率 s 和截距 b 计算从仪器检验集的预测值 y 相关公式如下:

$$y = s \cdot y_{pm} + b \quad (3)$$

y 即为模型转移后从仪器检验集的最终预测结果。

1.2.4 预测效果评价

预测效果评价采用从仪器 R_t^2 和 RMSEP, R_t^2 越大, 并且 RMSEP 越小, 预测效果越好。 R_t^2 和 RMSEP 计算公式如下:

$$R_t^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (4)$$

$$\text{RMSEP} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (5)$$

其中, n 为从仪器检验集个数, y_i 为从仪器检验集第 i 个样品的实际浓度值, \hat{y}_i 为从仪器检验集第 i 个样品的模型转移后的预测浓度值, \bar{y}_i 为从仪器检验集所有样品的平均浓度值。

2 结果与讨论

2.1 比较 PDS-MP-S/B 模型转移效果

实验室光谱仪采集光谱数据和高光谱相机采集土壤反射光谱曲线图见图 1。

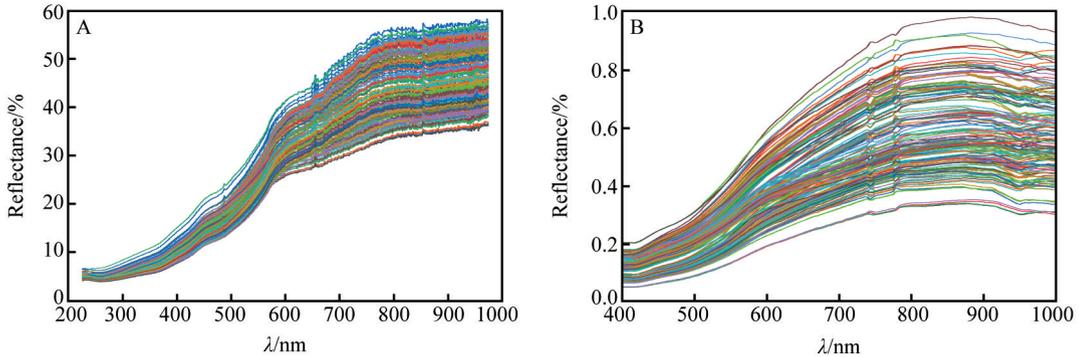


图 1 土壤样品反射光谱曲线图: (A) 实验室光谱仪光谱数据; (B) 高光谱相机光谱数据

Fig. 1 Reflectance spectra of soil samples; (A) Spectral data by laboratory spectrometer; (B) Spectral data by hyperspectral camera

取实验室光谱仪和高光谱相机共有波长部分的光谱数据,将高光谱数据分别采用 PDS、MP、S/B、PDS-MP-S/B 进行模型转移,代入主仪器 TN 和 TP 含量模型中,并与未进行模型转移的高光谱数据预测效果进行对比, TN 和 TP 含量预测的 R_1^2 和 RMSEP 值见表 3。其中, PDS 采用窗口 19 个,标准集个数采用 30 个样品。

表 3 多种模型转移算法的土壤 TN 和 TP 含量预测效果

Table 3 Prediction results of contents of TN and TP in soil samples by different calibration transfer methods

模型转移方法 Calibration transfer methods	TN		TP	
	R_1^2	RMSEP	R_1^2	RMSEP
no	0.187	1.429	0.147	2.226
PDS	0.141	5.449	0.010	4.570
MP	0.246	0.498	0.162	0.388
S/B	0.187	0.454	0.087	0.378
PDS-MP-S/B	0.598	0.325	0.587	0.258

注 Note: PDS(分段直接校正法, Piecewise direct standardization); MP(模型更新, Model updating); S/B(截距修正法, Slope/bias correction method)。

由表 3 可知,分别采用 3 种模型 PDS、MP、S/B 转移算法对从仪器的 TN 和 TP 含量预测并未提高, PDS 和 S/B 两种算法的 R_1^2 比无模型转移的 R_1^2 低,显然这 3 种方法不能够实现主、从仪器之间的模型转移。采用 PDS-MP-S/B 算法对 TN 和 TP 含量的预测结果明显优于无模型转移和其它 3 种算法, TN 和 TP 的 R_1^2 分别为 0.598 和 0.587,虽然数值仍略低,但远高于无模型转移和其它算法的 R_1^2 值, RMSEP 值也是所有对比方法中最小的,因此, PDS-MP-S/B 可以作为实验室光谱仪和高光谱相机的一种模型转移方法。

2.2 不同 PDS 窗口的模型转移效果

在 PDS-MP-S/B 算法中,由于 PDS 窗口个数是可改变的,不同的窗口个数对模型转移后 TN 和 TP 含量预测效果影响不同。将 PDS 窗口个数设置为 3~25,间距为 2,研究 PDS 窗口个数对 TN 和 TP 含量预测效果的影响,结果见图 2。

在 TN 含量预测中,不同 PDS 窗口个数对 R_1^2 值影响较小, R_1^2 值在 0.58~0.60 之间, RMSEP 的波动也相对较小,在 0.32~0.34 之间;在 TP 含量预测中,不同 PDS 窗口个数对 R_1^2 值影响较大(0.52~0.61), RMSEP 的波动也相对较大,在 0.25~0.28 之间。

由图 2 可知,当 PDS 窗口个数分别为 19 和 23 时, TN 和 TP 含量预测效果中 R_1^2 值最大, RMSEP 值

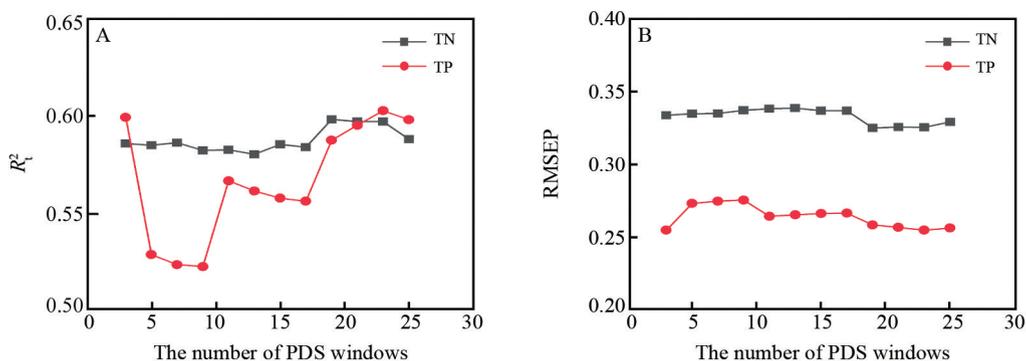


图2 不同 PDS 窗口个数对土壤样品中 TN 和 TP 含量的预测效果: (A) 不同 PDS 窗口个数的 R_1^2 值; (B) 不同 PDS 窗口个数的 RMSEP 值

Fig. 2 Prediction results of contents of TN and TP in soil samples in different piecewise direct standardization (PDS) window width: (A) R_1^2 in different PDS window width; (B) RMSEP in different PDS window width

最小,模型转移后预测效果最好。因此,在后续的 TN 和 TP 不同标准集个数的模型转移中,选择 TN 和 TP 的 PDS 窗口个数分别为 19 和 23。

2.3 不同标准集个数的模型转移效果

以上研究均设定标准集个数为 30,为探讨不同标准集个数对模型转移后 TN 和 TP 含量预测效果的影响,设定标准集样品个数分别为 10, 20, ..., 110 和 120,研究不同标准集个数对 TN、TP 含量预测效果影响,结果见表 4。

表 4 不同标准集样品个数对 TN 和 TP 预测效果

Table 4 Prediction results of contents of TN and TP in soil samples in different numbers of standard set

标准集样品个数 The number of standard set	TN		TP	
	R_1^2	RMSEP	R_1^2	RMSEP
10	0.326	0.500	0.512	0.274
20	0.538	0.376	0.572	0.269
30	0.598	0.325	0.602	0.255
40	0.716	0.270	0.593	0.258
50	0.699	0.286	0.609	0.249
60	0.686	0.301	0.603	0.251
70	0.664	0.299	0.594	0.248
80	0.716	0.299	0.647	0.231
90	0.734	0.280	0.638	0.234
100	0.714	0.283	0.636	0.237
110	0.733	0.280	0.642	0.233
120	0.736	0.274	0.643	0.232

由表 4 可知,随着标准集样品个数的增加, TN 和 TP 的 R_1^2 值总体呈上升趋势, RMSEP 值总体呈下降趋势,模型转移后预测效果随标准集个数的增加而提升。在 TN 含量预测中,当标准集个数为 120 时,模型转移后预测效果最好, R_1^2 为 0.736, RMSEP 值为 0.274, 可实现高光谱相机光谱数据在实验室光谱仪 TN 含量模型的预测。在 TP 含量预测中,当标准集个数为 80 时,模型转移后预测效果最好, R_1^2 为 0.647, RMSEP 值为 0.231, 当标准集个数为 120 时,模型转移后预测效果次好, R_1^2 为 0.643, RMSEP 值为 0.232, 总体符合预测效果随标准集个数的增加而提升的规律,能够实现高光谱相机光谱数据在实验室光谱仪 TP 含量模型的预测。

标准集样品个数的选择是 PDS-MP-S/B 算法实现模型转移预测效果的关键。与模型更新方法相同, PDS-MP-S/B 算法的预测效果也随着标准集个数的增加而提高,尽可能选择多个标准集样品,对提升 PDS-MP-S/B 算法的预测效果具有重要作用。后续研究将在少量标准集样品个数的情况下,实现更好的模型转移预测效果。

3 结论

实验室光谱仪测得光谱数据与高光谱相机获取的光谱数据差异较大,仅通过简单的常规模型转移算法并不适用。分段直接校正算法通过转移矩阵转换实验室光谱仪和高光谱相机之间的光谱数据实现模型转移;模型更新法通过添加高光谱相机的光谱数据和浓度值于原模型中,重新建立模型,实现模型转移;斜率/截距修正法通过修正高光谱相机浓度值数据,实现模型转移。相较于单一的模型转移方法,本研究将这3种方法联用,结合3种方法的优势,从光谱和浓度值等多方面的校正实现实验室光谱仪和高光谱相机之间的模型转移问题。实验室光谱仪和高光谱相机之间的模型转移的实现,可对高光谱相机采集的大量图像信息数据进行快速预测,工作量明显减少,为高光谱相机广泛应用于定量分析和快速检测技术奠定了基础。

References

- [1] GUO Y, NI Y, KOKOT S. *Spectrochim. Acta, Part A*, 2016, 153: 79-86.
- [2] NASEER N, QURESHI N K, NOORI F M, HONG K S. *Front. Human Neurosci.*, 2016, 10: 237.
- [3] LI X Y, LIU Y, LV M R, ZOU Y, FAN P P. *J. Spectrosc.*, 2018, 2018: 8513215.
- [4] SANGHAVI S V, MARTONCHIK J V, DAVIS A B, DINER D J. *J. Quant. Spectrosc. Radiat. Transfer*, 2013, 116: 1-16.
- [5] BIN J, LI X, FAN W, ZHOU J H, WANG C W. *Analyst*, 2017, 142(12): 2229-2238.
- [6] ESKILDSEN CE, HANSEN PW, SKOV T, MARINI F, NØRGAARD L. *J. Near Infrared Spec.*, 2016, 24: 151-156.
- [7] ROOSJEN P P J, BREDE B, SUOMALAINEN J M, BARTHOLOMEUS H M, KOOISTRA L, CLEVERS J G P W. *Int. J. Appl. Earth Obs.*, 2018, 66: 14-26.
- [8] PU Y Y, SUN D W, RICCIOLI C, BUCCHERI M, GRASSI M, CATTANEO T M P, GOWEN A. *Food Anal. Methods*, 2018, 11(4): 1021-1033.
- [9] FERNANDEZ L, GUNEY S, GUTIERREZ-GALVEZ A, MARCO S. *Sens. Actuators, B*, 2016, 231: 276-284.
- [10] MILANEZ K D T M, NÓBREGA T C A, NASCIMENTO D S, INSAUSTI M, PONTES M J C. *Microchem. J.*, 2017, 133: 669-675.
- [11] ZHANG J, ZHANG Z, XIANG Y, DAI Y, HARRINGTON P D B. *Talanta*, 2011, 83(5): 1401-1409.
- [12] PEREIRA L S, CARNEIRO M F, BOTELHO B G, SENA M M. *Talanta*, 2016, 147: 351-357.
- [13] NOURI M, GOMEZ C, GORRETTA N, ROGER J M. *Geoderma*, 2017, 298: 54-66.
- [14] COOPER J B, LARKIN C M, ABDELKADER M F. *J. Near Infrared Spectrosc.*, 2011, 19(2): 139-150.

Study on Calibration Transfer between Laboratory Spectrometer and Hyperspectral Camera

LI Xue-Ying^{1,2}, REN Guo-Xing¹, LYU Mei-Rong¹, LIU Yan¹,
SUN Zhong-Liang¹, HOU Guang-Li¹, FAN Ping-Ping^{*1}

¹(*Institute of Oceanographic Instrumentation, Qilu University of
Technology (Shandong Academy of Sciences), Qingdao 266061, China*)

²(*School of Geosciences, University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China*)

Abstract Laboratory spectrometer is a spectrometer that can only obtain spectral signals by spectrometer, and hyperspectral camera acquires image and spectral information by image. Under the condition of using laboratory spectrometer, the calibration transfer of different temperatures, different ordinary spectrometers, different measuring conditions and samples from different regions has been studied. But there are few studies

on the calibration transfer between laboratory spectrometer and hyperspectral camera. Taking 164 soil samples from Qingdao as an example, the spectral data of laboratory spectrometer and hyperspectral camera data were obtained in this work. The content models of total nitrogen (TN) and total phosphorus (TP) were established based on the spectral data of laboratory spectrometer. Three methods, namely piecewise direct correction algorithm, model updating and slope/bias correction (PDS-MP-S/B), were used to transfer the hyperspectral data. The transferred hyperspectral data were substituted into the content models of TN and TP to predict their content values and evaluate the prediction effect. Meanwhile, the influence of the number of PDS window and the number of standard set on the prediction results was analyzed. When the number of PDS window was 19 and the number of standard set was 120, the prediction effect after calibration transfer was the best, absolute coefficient of test set (R_1^2) was 0.736 and root mean square error of prediction (RMSEP) was 0.274. In the content prediction of TP, when the number of PDS window was 23 and the number of standard set was 80, the prediction effect after calibration transfer was the best, R_1^2 was 0.647 and RMSEP was 0.231. The solution of model transfer between laboratory spectrometers and hyperspectral cameras provided a powerful basis for rapid prediction of a large number of image information data collected by hyperspectral cameras, which greatly reduced the workload, and the wide application of hyperspectral cameras in quantitative analysis and rapid measurement technology.

Keywords Visible near-infrared spectrum; Laboratory spectrometer; Hyperspectral camera; Calibration transfer

(Received 2019-03-29; accepted 2021-04-19)

Supported by the National Natural Science Foundation of China (Nos. U2006209, 3130041) and the Shandong Provincial Natural Science Foundation, China (Nos. ZR2018LD007, ZR2017BB037).