

多分类器融合提取土壤养分特征波长

李雪莹^{1, 2, 3}, 范萍萍^{1, 2, 3}, 刘岩^{1, 2, 3*}, 王茜^{1, 2, 3}, 吕美蓉^{1, 2, 3*}

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, 山东 青岛 266061
2. 山东省海洋环境监测技术重点实验室, 山东 青岛 266061
3. 国家海洋监测设备工程技术研究中心, 山东 青岛 266061

摘要 光谱已经应用于土壤养分速测的分析, 但是如何寻找土壤光谱特征波段, 尽最大可能避免无用信息干扰、保留有用信息, 建立准确度高、预测效果好的模型仍是一个亟需解决的问题。以青岛三个不同地区土壤样品为例, 测定土壤样品的紫外-可见-近红外光谱及其总碳(TC)、总氮(TN)、总磷(TP)含量; 分别采用连续投影算法(SPA)、无信息变量消除法(UVE)、遗传算法(GA)、相关系数法(CC)四种算法(四种单分类器)对土壤光谱提取特征波长; 再引入投票法和加权投票法的多分类器融合方法将四种算法融合得到特征波长; 以偏最小二乘回归(PLSR)建立各土壤养分含量的模型, 通过对模型效果的评价标准(建模集绝对系数 R_p^2 、校正均方根误差RMSEC、检验集绝对系数 R_o^2 、预测均方根误差RMSEP和相对分析误差RPD值)来判别各单分类器算法和多分类器融合算法对土壤养分含量特征波长的提取效果。分别对四种算法、筛选其中三种算法、最优二种算法进行融合, 分析融合后模型效果和特征波长个数, 结果表明: 将四种单分类器经投票法融合后, 其模型效果大部分不如单分类器, 且相对好的模型特征波长个数较多; 相较于投票法多分类器融合, 四种单分类器经加权投票法融合模型效果有了一定的提高, TC和TN都能够在较少的波长中获得较好的预测效果, 但仅TN经融合后, 模型效果优于每个单分类器; TC, TN, TP分别在取SPA+UVE+GA, SPA+UVE+GA(或SPA+GA+CC)、SPA+UVE+GA三种单分类器进行加权投票法融合后, 均能获得最优模型效果, 且明显优于每个单分类器, 模型效果有了显著提高; 各土壤养分含量经两个最优单分类器加权投票法融合后, 仍能得到好于最优单分类器的建模效果, TC和TP建模效果略差于三个单分类器融合结果, TN建模效果与三个单分类器融合结果相同。因此, 在筛选三种算法融合, 且其中包含最优两种算法的情况下, 能够以较少的特征波长个数获得明显高于单分类器的建模效果。该方法为寻找土壤养分以及其他复杂物质成分的光谱特征波段提供了新方法, 也为多种算法的综合运用提供了新思路。

关键词 多分类器融合; 土壤养分; 光谱技术; 特征波长提取

中图分类号: O657.3 文献标识码: A DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)09-2862-06

引言

光谱技术作为一种快速、无损的测量方法已经应用于土壤养分含量分析中, 并取得了一定的成果^[1-2]。但是土壤光谱速测技术没有广泛推广, 其原因之一是光谱含有许多噪声信息和与检测指标不相关的无用信息^[3-4]。提取光谱特征波长能够有效地避免这些问题, 从而建立准确性更高的模型。土壤含有大量的物质, 其成分非常复杂^[5], 光谱敏感波段提

取具有较大困难, 采用何种波长提取方法能够最大程度保留代表土壤养分的有效信息, 是一个非常值得研究的重要问题。

多融合分类器是将多个单分类器获取的结果以一定的规则, 最终得到一个融合结果。多分类器融合方法已应用于光谱模型的定性分析, 一定程度上提高了判别模型的准确率^[10-11]。目前特征波长提取方式主要是靠人工经验, 以及单一类别的特征波长提取算法等方法^[6]。单一类别的特征波长提取算法相当于一个单分类器, 将多分类器融合算法, 即多

收稿日期: 2018-07-27, 修订日期: 2018-12-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(31700447), 山东省自然科学基金联合专项项目(ZR2018LD007)和山东省科学院青年基金项目(2017QN0013)资助

作者简介: 李雪莹, 女, 1990年生, 山东省科学院海洋仪器仪表研究所助理研究员 e-mail: ponneylx@163.com

*通讯联系人 e-mail: 444868063@qq.com; sdqliuyan@126.com

种特征波长提取方法以一定的规则融合, 应用于光谱特征波长的提取具有一定的研究意义。

以青岛三个不同地区土壤样品为例, 采集土壤样品的紫外-可见-近红外光谱及其总碳(TC)、总氮(TN)、总磷(TP)含量, 分别采用连续投影算法(SPA)、无信息变量消除法(UVE)、遗传算法(GA)、相关系数法(CC)四种算法对土壤光谱提取特征波长, 再分别运用投票法和加权投票法的多分类器融合方法将四种算法融合得到特征波长, 以偏最小二乘回归(PLSR)建立各土壤养分含量的模型, 通过对模型的评价来判别各土壤养分含量特征波长的提取效果。

1 实验部分

1.1 材料

采集青岛浮山麓(砂壤土)、枣山耕地(砂壤土)、李村河畔(粉壤土)三个不同地区的土壤样品, 共计 178 份。将土壤样品经 50 °C 干燥后, 过 0.45 mm 尼龙筛, 待用。取 5~10 g 土壤样品, 采用元素分析仪分别测定 TC 和 TN 含量, 钼锑抗比色法测定 TP 含量, 含量统计结果见表 1。

表 1 土壤 TC, TN 和 TP 含量统计表
Table 1 The statistical results of TC, TN, TP contents in soil samples

| 土壤养分 | 样品个数 | 最大值 | 最小值 | 平均值 | 标准差 |
|-----------------------------|------|--------|--------|-------|-------|
| TC/(mg · kg ⁻¹) | 178 | 6.234 | 13.400 | 1.904 | 3.430 |
| TN/(mg · kg ⁻¹) | 178 | 17.363 | 2.092 | 7.975 | 4.629 |
| TP/(g · kg ⁻¹) | 178 | 1.400 | 0.110 | 0.500 | 0.356 |

1.2 光谱数据采集

实验仪器为海洋光学 QE65000 光谱仪, 光谱采样间隔为 1 nm, 谱区范围 200~1 100 nm。自制一个土壤样品盒, 其大小与探头支架一样, 将土壤样品置于样品盒中, 轻轻压平, 测量土壤样品光谱, 土壤样品光谱测量示意图见图 1。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, 见图 2。

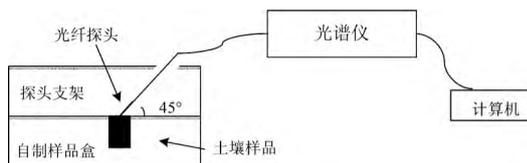


图 1 土壤样品光谱测量示意图
Fig 1 Schematic diagram of soil samples spectral measurement

1.3 特征波长提取算法

采用连续投影算法(SPA)^[7]、无信息变量消除算法(UVE)^[8]、遗传算法(GA)^[9]、相关系数法(CC)^[10], 其中相关系数法设置其阈值为 ≥ 0.5 。本文各单分类器算法均在

matlabR2015b 中实现。

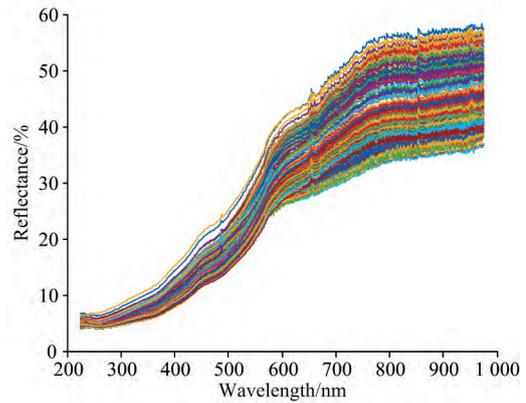


图 2 土壤样品反射光谱曲线图
Fig 2 Reflectance spectra of soil samples

1.4 多分类器融合

多分类器融合是以投票法和加权投票法对多种特征提取方法进行融合, 得到最终的决策结果。

1.4.1 投票法融合

投票法是对光谱的各波长进行统计, 每种单分类器(即一种特征波长算法)对全光谱波长的筛选都作为对该波长投票, 统计各波长的投票个数。设第 m 个波长点在第 n 个分类器的投票数为 B_{nm} , 共有 N 个分类器, 第 m 个波长点的投票总数为 T_m , 其中 $m=1, 2, \dots, M$ 。

$$T_m = \sum_{n=1}^N B_{nm} \quad (1)$$

根据实际需求选取 $T_m \geq k$ 的全部波长点($k=1, 2, \dots, N$)作为光谱特征波长, 即为融合结果。

1.4.2 加权投票法融合

加权投票法是在投票法基础之上, 根据每个单分类器输出结果的好坏来对其赋予不同的权值^[10-11]。本文根据每种算法获取的特征波长建立模型的效果来进行评价, 按照各算法的评价结果对单分类器赋权值 $\alpha_i, i=1, 2, \dots, N$ 。

$$T_m = \sum_{n=1}^N \alpha_n B_{nm} \quad (2)$$

根据实际需求选取 $T_m \geq k$ 的全部波长点($k=1, 2, \dots, \frac{1+N}{2} \times N$)作为光谱特征波长, 即为融合结果。权值 α_i 按由差到好采用首项为 1、公差为 1 的等差数列依次赋值为 1, 2, ..., N 。

1.5 模型建立与评价

为保证每次划分建模集和检验集均为一致, 采用顺序分类按 2:1 比例划分(即按顺序取两个土壤样品为建模集, 再取一个土壤样品为检验集, 依次类推), 以偏最小二乘回归(PLSR)分别建立土壤 TC, TN, TP 含量校正模型, 并预测检验集土壤各养分含量。通过建模集绝对系数 R_c^2 、校正均方根误差 RMSEC、检验集绝对系数 R_p^2 、预测均方根误差 RMSEP 和相对分析误差 RPD 对模型进行评价, R_c^2, R_p^2, RPD 越大, 且 RMSEC 和 RMSEP 越小, 则模型效果越好。

2 结果与讨论

2.1 4 种单分类器提取特征波长及模型评价

分别对 TC, TN, TP 全波段, SPA, UVE, GA 和 CC 提取波长后的光谱值进行 PLSR 建模, 模型评价结果见表 2。

表 2 TC, TN, TP 养分含量单分类器提取
波长模型评价结果

Table 2 The model results of extracting characteristic
wavelength by single classifiers

| 土壤 养分 | 特征波长 提取方法 | 特征波 长个数 | 建模集 | | 检验集 | | |
|----------|--------------|------------|---------|-------|---------|-------|-------|
| | | | R_c^2 | RMSEC | R_p^2 | RMSEP | RPD |
| TC | 全波段 | 751 | 0.849 | 1.327 | 0.798 | 1.559 | 2.240 |
| | SPA | 26 | 0.893 | 1.114 | 0.875 | 1.24 | 2.809 |
| | UVE | 288 | 0.844 | 1.350 | 0.822 | 1.464 | 2.386 |
| | GA | 34 | 0.859 | 1.280 | 0.801 | 1.575 | 2.218 |
| | CC | 350 | 0.709 | 1.840 | 0.642 | 2.078 | 1.682 |
| TN | 全波段 | 751 | 0.864 | 1.696 | 0.813 | 2.030 | 2.327 |
| | SPA | 32 | 0.919 | 1.313 | 0.896 | 1.575 | 2.999 |
| | UVE | 351 | 0.871 | 1.653 | 0.838 | 1.890 | 2.499 |
| | GA | 39 | 0.918 | 1.315 | 0.867 | 1.720 | 2.745 |
| | CC | 339 | 0.940 | 1.124 | 0.856 | 1.801 | 2.622 |
| TP | 全波段 | 751 | 0.795 | 0.183 | 0.802 | 0.158 | 2.126 |
| | SPA | 6 | 0.779 | 0.191 | 0.809 | 0.152 | 2.216 |
| | UVE | 291 | 0.763 | 0.197 | 0.772 | 0.168 | 2.006 |
| | GA | 27 | 0.796 | 0.183 | 0.707 | 0.196 | 1.717 |
| | CC | 290 | 0.855 | 0.154 | 0.746 | 0.186 | 1.810 |

由表 2 可知, TC 含量模型中, SPA, UVE 和 GA 提取特征波长后, 建模预测效果均高于全光谱; TN 含量模型中, 4 种算法相较于全光谱建模, 效果均有不同程度提高; TP 含量模型中, 仅有 SPA 算法评价效果优于全光谱。

2.2 投票法多分类器融合结果

采用投票法对上述四种特征波长提取算法进行融合, 分别得到 TC, TN 和 TP 融合后的特征波长个数和模型评价结

果, 见表 3。

表 3 TC, TN, TP 投票法多分类器融合提取波长模型评价结果

Table 3 The model results of extracting characteristic wave-
length by the multi-classifier fusion of the voting
method

| 土壤 养分 | 投票数 | 特征波 长个数 | 建模集 | | 检验集 | | |
|----------|--------------|------------|---------|-------|---------|-------|-------|
| | | | R_c^2 | RMSEC | R_p^2 | RMSEP | RPD |
| TC | $T_m \geq 3$ | 1 | 0.666 | 1.971 | 0.656 | 2.037 | 1.716 |
| | $T_m \geq 2$ | 131 | 0.787 | 1.577 | 0.730 | 1.802 | 1.940 |
| | $T_m \geq 1$ | 559 | 0.846 | 1.339 | 0.799 | 1.554 | 2.248 |
| TN | $T_m \geq 3$ | 1 | 0.798 | 2.066 | 0.775 | 2.227 | 2.121 |
| | $T_m \geq 2$ | 168 | 0.820 | 1.952 | 0.782 | 2.192 | 2.155 |
| | $T_m \geq 1$ | 681 | 0.867 | 1.678 | 0.819 | 1.993 | 2.370 |
| TP | $T_m \geq 3$ | 2 | 0.621 | 0.249 | 0.654 | 0.201 | 1.675 |
| | $T_m \geq 2$ | 119 | 0.962 | 0.079 | 0.446 | 0.348 | 0.967 |
| | $T_m \geq 1$ | 493 | 0.783 | 0.189 | 0.786 | 0.163 | 2.061 |

由表 3 可知, TC, TN 和 TP 经过投票法融合后特征波长的模型, 取 $T_m \geq 1$ 时, 得到最优的建模和验证效果。结合表 2, 投票法融合后的最优模型效果与全光谱的模型效果基本一致, 投票法融合只能减少波长点, 不能对模型起到优化的作用。投票法融合与每个单分类器相比, SPA 算法的模型效果明显优于投票法融合, 且所取特征波长个数更少; UVE 的模型效果在 TC 和 TN 中略好于投票法融合, 在 TP 中与投票法融合基本一致; GA 和 CC 的模型效果在 TN 中好于投票法融合, 在 TC 和 TP 中不及投票法融合。投票法多分类器融合获取特征波长个数在较少的情况下, 不能建立一个好的模型, 得到相对好的模型时, 特征波长个数较多, 不利于寻找其敏感波段, 且融合后结果大部分不如单分类器模型效果。

2.3 加权投票法多分类器融合结果

采用加权投票法对四种单分类器进行融合, 分别得到三种养分融合后的特征波长个数, 见表 4; 由于加权投票法多分类器融合和模型评价结果较多, 为了方便与单分类器对比, 仅采用 RPD 值与各单分类器算法进行比较, 见图 3。

表 4 TC, TN 和 TP 加权投票法多分类器融合提取波长个数

Table 4 The number of characteristic wavelength by the multi-classifier fusion of the weighted voting method

| 土壤养分 | $T_m \geq 9$ | $T_m \geq 8$ | $T_m \geq 7$ | $T_m \geq 6$ | $T_m \geq 5$ | $T_m \geq 4$ | $T_m \geq 3$ | $T_m \geq 2$ | $T_m \geq 1$ |
|------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| TC | 1 | 8 | 11 | 12 | 19 | 138 | 304 | 334 | 559 |
| TN | 0 | 1 | 13 | 17 | 26 | 44 | 199 | 393 | 581 |
| TP | 2 | 2 | 2 | 3 | 112 | 122 | 295 | 473 | 493 |

由图 3、表 4, 在 TC 中, $T_m \geq 5$ 时, 特征波长个数为 19, 采用加权投票法多分类器融合的 RPD 值最大, 与模型效果最好的 SPA 算法 RPD 值接近; 在 TN 中, $T_m \geq 4$ 时, 特征波长个数为 44, 融合后比每个单分类器算法 RPD 值都高; 在 TP 中, $T_m \geq 2$ 时, 特征波长个数为 473, RPD 值仅次于最高的两个算法。相较于投票法多分类器融合, 加权投票法多分类器融合模型效果有了一定的提高, TC 和 TN 能够在较少波

长中获得较好的预测效果, 仅 TN 经融合后, 模型效果优于每个单分类器。以下采用在四个单分类器中依次筛选三个分类器进行加权投票法融合, 融合后最好模型评价结果见表 5。

由表 5 可知, TC, TN 和 TP 分别在取 SPA+UVE+GA, SPA+UVE+GA(或 SPA+GA+CC), SPA+UVE+GA 时, 获得最优模型效果, 且明显优于每个单分类器, 采用多分类器融合提取特征波长建立定量模型具有一定的可行

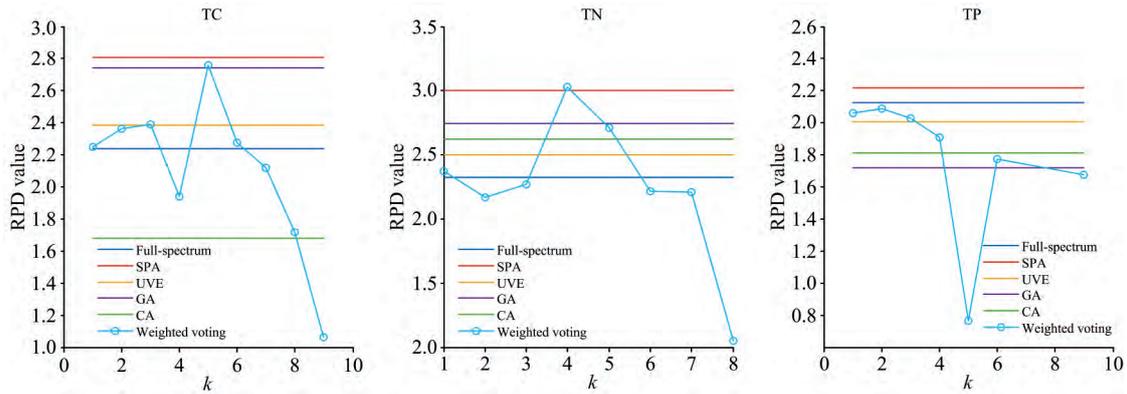


图 3 TC, TN 和 TP 加权投票法多分类器融合和各单分类器 RPD 值

Fig 3 RPD values of the multi-classifier fusion of the weighted voting method and single classifiers

表 5 TC, TN, TP 加权投票法多分类器(三个单分类器)融合提取波长模型评价结果

Table 5 The model results of extracting characteristic wavelength by the multi-classifier fusion of the weighted voting method (three single classifiers)

| 土壤养分 | 特征波长提取算法 | 特征波长个数 | 建模集 | | 检验集 | | |
|------|------------|--------|---------|-------|---------|-------|-------|
| | | | R_c^2 | RMSEC | R_p^2 | RMSEP | RPD |
| TC | SPA+UVE+GA | 27 | 0.901 | 1.447 | 0.881 | 1.620 | 2.916 |
| | SPA+UVE+CC | 17 | 0.869 | 1.664 | 0.863 | 1.744 | 2.708 |
| | SPA+GA+CC | 394 | 0.919 | 1.308 | 0.876 | 1.655 | 2.854 |
| | UVE+GA+CC | 289 | 0.863 | 1.704 | 0.834 | 1.909 | 2.474 |
| TN | SPA+UVE+GA | 69 | 0.953 | 0.996 | 0.911 | 1.427 | 3.310 |
| | SPA+UVE+CC | 25 | 0.882 | 1.582 | 0.852 | 1.814 | 2.604 |
| | SPA+GA+CC | 69 | 0.953 | 0.996 | 0.911 | 1.427 | 3.310 |
| | UVE+GA+CC | 575 | 0.868 | 1.671 | 0.821 | 1.985 | 2.380 |
| TP | SPA+UVE+GA | 13 | 0.824 | 1.930 | 0.843 | 1.862 | 2.537 |
| | SPA+UVE+CC | 295 | 0.839 | 1.847 | 0.827 | 1.956 | 2.415 |
| | SPA+GA+CC | 293 | 0.832 | 1.887 | 0.803 | 2.093 | 2.257 |
| | UVE+GA+CC | 291 | 0.833 | 1.883 | 0.818 | 2.006 | 2.355 |

性。三个单分类器均由前两个模型效果最佳组成，因此将前两个最优单分类器进行加权投票法多分类器融合，融合后 TC, TN 和 TP 特征波长个数分别为 26, 69 和 295, RPD 值分别为 2.885, 3.310 和 2.415。TC 和 TP 建模效果略差于三个单分类器融合结果，TN 建模效果与三个单分类器融合结

果相同。

根据以上分析可知，TC, TN 和 TP 分别在取 SPA+UVE+GA, SPA+UVE+GA(或 SPA+GA+CC), SPA+UVE+GA 时，模型效果最佳，特征波长个数分别为 27, 69 和 13, 三种养分的特征波长图见图 4。

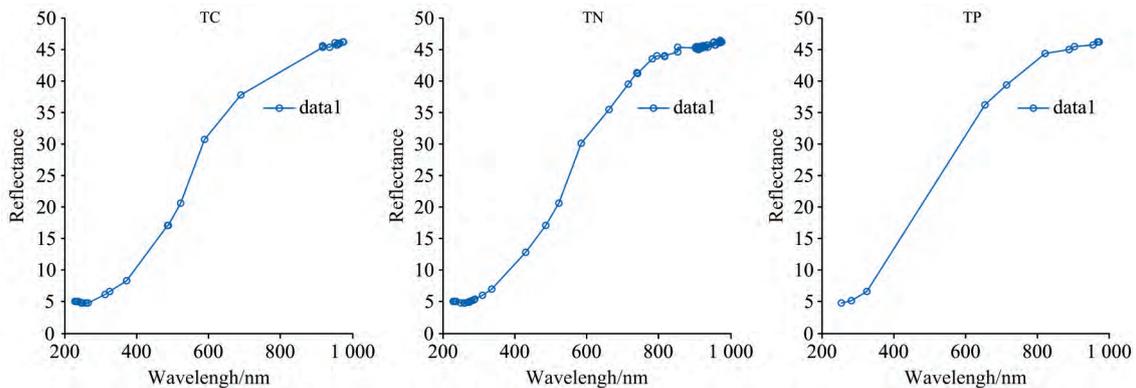


图 4 TC, TN 和 TP 光谱特征波长图

Fig 4 Spectral characteristic wavelength of TC, TN 和 TP

土壤 TC, TN 和 TP 投票法多分类器融合模型效果不如加权投票法,且提取的特征波长个数较多,分析原因投票法对每个单分类器设置的权重系数一致,不能够体现单分类器之间的差异。加权投票法多分类器融合能够有效地避免这些问题,对较好的单分类器赋较高的权值,对较差的单分类器赋较低的权值。未来还将尝试以其他规则对各个单分类器赋值进行融合,以及采用更多的单一特征波长提取算法,对他们进行筛选融合。

例,通过分析 SPA, UVE, GA 和 CC 四种算法提取光谱特征波长建模的模型效果,并引入多分类器融合方法,采用投票法和加权投票法对四种算法、筛选其中 3 种算法、最优两种算法进行融合,分析融合后模型效果和特征波长个数。在筛选 3 种算法,且其中包含最优两种算法的情况下,能够以较少的特征波长个数获得明显高于单分类器的建模效果。该方法为寻找土壤养分以及其他复杂物质成分的光谱特征波段提供了新方法,也为多种算法的综合运用提供了新思路。

3 结 论

以青岛 3 个不同地区土壤样品 TC, TN 和 TP 含量为

References

- [1] Kodaira M, Shibusawa S. *Geoderma*, 2013, 199(4): 64.
- [2] Iznaga A C, Orozco M R, Alcantara E A, et al. *Biosystems Engineering*, 2014, 125: 105.
- [3] Brenchley J M, Hörchner U, Kalivas J H. *Applied Spectroscopy*, 2016, 51(5): 689.
- [4] Liu D, Sun D W, Zeng X A. *Food & Bioprocess Technology*, 2014, 7(2): 307.
- [5] Rossel R A V, Webster R. *European Journal of Soil Science*, 2012, 63(6): 848.
- [6] Shen G, Han L, Fan X, et al. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2017, 25(1): 63.
- [7] Sun Y, Gu X, Sun K, et al. *LWT-Food Science and Technology*, 2017, 75: 557.
- [8] Li Z, Wang J, Xiong Y, et al. *Vibrational Spectroscopy*, 2016, 84: 24.
- [9] Tang G, Wei B, Wu D, et al. *Journal of Applied Spectroscopy*, 2018, 85(1): 1.
- [10] LI Kai, LI Xue-ying, LUAN Li-li, et al(李 凯, 李雪莹, 栾丽丽, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2016, 36(11): 3547.
- [11] Luan L, Wang Y, Li X, et al. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2016, 24(4).

Extracting Characteristic Wavelength of Soil Nutrients Based on Multi-Classifier Fusion

LI Xue-ying^{1, 2, 3}, FAN Ping-ping^{1, 2, 3}, LIU Yan^{1, 2, 3*}, WANG Qian^{1, 2, 3}, LÜ Mei-rong^{1, 2, 3*}

1. Institute of Oceanographic Instrumentation, Qilu University of Technology (Shandong Academy of Sciences), Qingdao 266061, China
2. Shandong Provincial Key Laboratory of Ocean Environmental Monitoring Technology, Qingdao 266061, China
3. National Engineering and Technological Research Center of Marine Monitoring Equipment, Qingdao 266061, China

Abstract Although spectral technology has been applied to the rapid detection of soil nutrient, how to find the spectral characteristic bands of soil, to avoid useless information and to keep useful information, and to establish a model with high accuracy and good predictive effect is still an urgent problem to be solved. Taking soil samples from three different regions in Qingdao as an example, the ultraviolet-visible-near-infrared spectra and total carbon (TC), total nitrogen (TN) and total phosphorus (TP) content of soil samples were determined. Successive Projections Algorithm (SPA), Uninformative Variable Elimination (UVE), Genetic Algorithm (GA) and Correlation Coefficient Method (CC) four kinds of algorithms (four single classifiers) were used to extract the characteristic wavelength of the soil spectra. The multi-classifier fusion of the voting method and the weighted voting method were used to obtain the characteristic wavelength. The soil nutrient content models were established by the partial least squares regression (PLSR). Through the result of these models (the determination coefficient of calibration set R_c^2 , the corrected root mean square error RMSEC, the determination coefficient of test set R_p^2 , the predicted root mean square error RMSEP and residual predictive deviation RPD), we evaluated the effect of extracting the characteristic wavelength of soil nutrient content among each single classifier algorithm and multiple-classifier fusion algorithm. In this paper, the multi-classifier fusion of four

algorithms, three algorithms and optimal two algorithms were analyzed. The results showed that, after merging four kinds of single classifier by voting method, the model effect was mostly inferior to each single classifier, and there were many characteristic wavelengths in the relative good model. The model effect of four single classifier by weighted voting method had been improved compared with that by voting method. TC and TN could achieve better prediction effect in less wavelength, but only after TN fusion, the model effect was better than each single classifier. TC, TN and TP were fused by weighted voting method with SPA+UVE+GA, SPA+UVE+GA (or SPA+GA+CC) and SPA+UVE+GA three kinds of single classifier, and the optimal model effect was obtained, which was superior to each single classifier. The soil nutrient content was fused by weighted voting method with two optimal single classifier, the modeling effect was better than that of the optimal single classifier, the results of TC and TP modeling were slightly worse than those of three single classifiers, and TN modeling effect was the same as that of three single classifiers. So TC, TN and TP could obtain higher results than single classifier in case of selecting three kinds of algorithms and including the optimal two algorithms. It provides a new method for finding spectral characteristic bands of soil nutrients and other complex substances, and also provides a new idea for the comprehensive application of various algorithms.

Keywords Multi-classifier fusion; Soil nutrients; Spectral techniques; Characteristic wavelength extraction

(Received Jul. 27, 2018; accepted Dec. 8, 2018)

* Corresponding authors

第 21 届全国分子光谱学学术会议暨 2020 年光谱年会 (第一轮通知)

由中国光学学会和中国化学会主办的“第 21 届全国分子光谱学学术会议”暨由中国光学学会光谱专业委员会主办的“2020 年光谱年会”将于 2020 年 5 月 15—18 日在成都召开, 会议由四川大学分析测试中心承办。

本次大会将秉承前 20 届分子光谱学学术会议之宗旨, 以期形成自由研讨的学术氛围, 让思想撞击出火花, 使创造力泉涌。本次大会也将是我国光谱科学工作者的又一次盛会, 将全力展示我国在光谱及相关领域的最新研究进展及取得的成果, 增进广大光谱科学工作者及其支持光谱事业人们间的交流与合作, 促进我国光谱事业的发展。届时大会组委会将邀请国内外光谱及相关领域的院士、知名专家学者到会作大会报告, 同时会议还将组织各类专题讨论和学术交流。

征文范围

分子光谱理论研究, 红外光谱、拉曼光谱、荧光光谱、磷光光谱、紫外-可见吸收光谱、化学发光等光谱技术在物理、化学、生物、材料科学、表面/界面科学、医药、环境、工业过程、催化学、地学、农林及其他领域的基础理论与应用研究的最新科研成果。

原子光谱、激光光谱、光谱成像等各类光谱技术的最新理论和应用研究成果, 同时也欢迎光谱相关技术(如质谱、核磁共振等)的最新应用和研究成果。

论文摘要要求

1. 论文内容必须是未在期刊杂志上发表过或其他全国或国际会议宣读过的。
2. 提交论文扩展摘要 1 份, 纸张大小用 A4 纸版式(用 Office word 软件排版, 页边距为 2 cm, 单倍行距)。
3. 扩展摘要按以下顺序排版: 文题(三号黑体居中); 作者(四号仿宋居中); 单位(小四号宋体居中, 含所在省市、邮政编码、电子邮址(如有)); 论文的创新性, 研究意义与结果(五号宋体); 关键词和主要参考文献(自版芯左起, 五号宋体)。文稿中可穿插主要论据的图、表和照片, 图题、图注和表题、表注一律用英文表述。摘要的字数, 包括图、表, 参考文献, 总共不能超过 2 个页面。
4. 具体投稿要求可参看模板及《光谱学与光谱分析》征稿简则。稿件一经录用, 将由《光谱学与光谱分析》以增刊或会议论文集形式发表。论文摘要模板请参考: <http://www.sinospectroscopy.org.cn/uploads/newsfile/20110928105323.doc>
5. 论文摘要截稿日期: 2019 年 12 月 30 日。

(下转 2888 页)