

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.12.012

基于 SiPLS 和 SPA 波长选择的玉米组分测量研究^{*}

蒋薇薇¹ 鲁昌华^{1,2} 张玉钧² 汪济洲^{1,3} 鞠 薇¹ 肖明霞¹

(1. 合肥工业大学计算机与信息学院 合肥 230009;
2. 中国科学院合肥物质科学研究院 合肥 230031; 3. 合肥学院 合肥 230061)

摘 要:研究分析 80 个玉米实验光谱数据,经预处理后,分别进行区间偏最小二乘(iPLS)、组合区间偏最小二乘法(SiPLS)和连续投影算法(SPA)优选玉米水分组分的最佳波长,建立校正模型。结果表明,iPLS、SiPLS 和 SPA 将建模变量从 700 个分别降低到 70、140 和 2 个,各占据全光谱的 10%、20% 和 0.29%,而其建模精度比 700 个全谱变量建模精度甚至更好。其中 SiPLS 和 SPA 的建模精度相当,但是 SPA 方法将建模变量从 700 个降低到 2 个,计算复杂度得到最大程度的降低,并保持了建模精度,表明 SPA 是一种有效的特征波长提取方法,且这一研究方法可推广应用到对玉米中油脂、蛋白质和淀粉的含量检测中。

关键词: 区间偏最小二乘;组合区间偏最小二乘;连续投影算法;定量分析

中图分类号: O657.3; TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Research on maize component measurement of wavelength selection based on SiPLS and SPA

Jiang Weiwei¹ Lu Changhua^{1,2} Zhang Yujun² Wang Jizhou^{1,3} Ju Wei¹ Xiao Mingxia¹

(1. School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
2. Anhui Institute of Optics Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China;
3. Hefei University, Hefei 230061, China)

Abstract:After pretreatment of 80 samples of maize, interval partial least square (iPLS), combination of interval partial least squares (SiPLS) and successive projections algorithm (SPA) is respectively used to optimize the best wavelength of moisture components, and the correction model is established. The results show that iPLS, SiPLS and SPA method reduces the modeling variables from 700 to 70, 140 and 2, respectively, which occupies 10%, 20% and 0.29% of the whole spectrum. And, the modeling accuracy is even better than that of the 700 full spectral variables. The modeling accuracy of SiPLS and SPA is matched. But the SPA method reduces variables from 700 to 2. The complexity is minimized, and the precision of the model is kept, which show that the SPA method is an effective feature extraction method of wavelength. This research method can be extended to the application of fat, protein and starch components detection of corn.

Keywords: interval partial least squares; combined interval partial least squares; continuous projection algorithm; quantitative analysis

0 引 言

在传统的近红外光谱建模方法中,为了不丢失光谱中的任何目标信息,往往利用全谱建模^[1],但实验证明,

全谱模型复杂费时^[2]。通常,测试样本中除了含有待测组分外,还含有其他组分和许多无用信息,如噪声和背景干扰等,因此会导致某些波段的样本光谱与样本组分性质之间的关联性较差,出现波段冗余^[3]。使用冗余的波段进行建模,不仅影响光谱灵敏度,而且影响校正模型的

准确度,因此建模前进行特征波长的选择尤为重要,进而得到预测能力强、稳健性好的预测模型。

常用的波长选择方法如相关系数法^[4]、载荷值法^[5]、回归系数法^[5]、退火算法^[6]、遗传算法(GA)^[7]等,这些方法需根据主观经验或者过程耗时、不稳定。近年在化学计量学领域,对偏最小二乘(PLS)方法进行了发展改进,Saudland 等人^[8]在 2000 年提出区间偏最小二乘(interval partial least square, iPLS)算法,首先将全谱划分为 n 个等宽子区间,在每个子区间上分别进行偏最小二乘回归(PLSR),筛选出交叉验证均方根误差(RMSECV)值最小的最优区间。单一区间选择可能造成光谱信息遗漏,因此基于 iPLS 原理先后发展了各种改进算法以弥补 iPLS 波段优化的缺点。屠振华等人^[9]采用 GA 和 iPLS 选择特征波长,降低了模型复杂度,同时提高了模型的预测精度;彭海根等人^[10]采用组合区间间隔偏最小二乘(SiPLS)优选出糖度特征波长区间对南疆红枣糖度进行测定;石吉勇等人^[11]将反向偏最小二乘法(BiPLS)与模拟退火算法(simulated annealing algorithm, SAA)相结合优选特征波长,建立了多元线性回归可溶性固形物光谱模型;杨晓丽等人^[12]采用前向区间偏最小二乘(FiPLS)对烟煤水分近红外光谱解析进行区间筛选,降低建模难度,加快建模速度。为进一步减少特征光谱中的冗余信息,降低模型复杂度,本文研究组合 iPLS 和连续投影算法(successive projections algorithm, SPA)对玉米光谱进行波长优选,然后分别利用 PLSR^[13]和多元线性回归模型(MLR)建立校正模型,由组分测定结果比较分析模型复杂度的优化和精度的提高。

1 方法

1.1 实验数据

本研究采用玉米红外光谱数据(<http://www.eigenvector.com/Data/Corn/>),波长范围为 1 100~2 498 nm,波长间隔为 2 nm,原始光谱如图 1 所示,横坐标表示光谱波数,范围 4 003~9 091 cm^{-1} ,共 700 个波数。数据集中还包含对其水分、油脂、蛋白质、淀粉使用化学方法测定的参考值,本文主要分析特征波长的选取算法,故选取了参考值范围在 7~12 的水分含量,通过特征波长选择后建立光谱数据和成分指标的预测模型。

1.2 特征波长选择算法原理

SiPLS 算法先划分子区间,然后计算所有可能的 $j(2 \leq j \leq k)$ 个子区间组合模型,在同一次区间划分中选择 RMSECV 最小时对应的组合区间。

连续投影算法是一种新的变量提取方法,是 Bregman^[14]于 1965 年在解决凸可行问题(convex

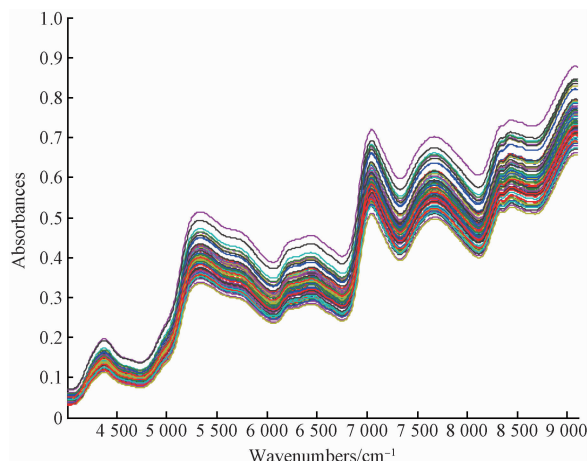


图 1 原始光谱

Fig. 1 Original spectrum

feasibility problem)时首先提出的。SPA 利用向量的投影分析,每次选取最低冗余度和最小共线性的有效波长,能够有效地消除光谱中众多变量间的共线性影响,使向量间的共线性达到最小,提高建模的速度和效率^[15]。对于样品数 M 和波长数 K 组成的光谱矩阵 $\mathbf{X}_{M \times K}$, $N(N < (M-1))$ 为需要选择波长个数,SPA 的步骤如下^[16-17]:

1)第一次迭代($n=1$)开始前,在光谱矩阵中任选第 j 列向量 $\mathbf{x}_j$,记为 $\mathbf{x}_{k(0)}$,即 $k(0)=j, j \in \{1, \dots, K\}$;

2)将未被选入的列向量位置的集合记为 $S, S = \{j, 1 \leq j \leq K, \text{且}, j \notin \{k(0), k(1), \dots, k(n-1)\}\}$;

3)计算剩余列向量 $\mathbf{x}_j(j \in S)$ 向当前所选向量 $\mathbf{x}_{k(n-1)}$ 的投影,投影预测算子如下:

$$\mathbf{P}_{\mathbf{x}_j} = \mathbf{x}_j - (\mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_{k(n-1)}) \mathbf{x}_{k(n-1)} (\mathbf{x}_{k(n-1)}^T \mathbf{x}_{k(n-1)})^{-1};$$

4)提取投影向量最大的波长变量, $k(n) = \arg(\max(\|\mathbf{P}_{\mathbf{x}_j}\|, j \in S))$;

5)令 $\mathbf{x}_j = \mathbf{P}_{\mathbf{x}_j}, j \in S$;

6) $n = n + 1$,如果 $n < N$,返回到步骤 2)循环计算。

结果:最终被选择的波长序号为 $\{k(n), n=0, 1, \dots, N-1\}$ 。

1.3 模型评价

数据集中共有 80 个玉米样本,采用 Kennard-Stone 方法划分样品集,其中 60 个为校正集,20 个为测试集。本实验采用并比较了矢量归一化进行预处理方法,对 60 个校正样本分别采用 SiPLS 和 SPA 进行波长选择,然后利用 MLR 和 PLS 建立回归模型,同时采用内部交叉验证法进行检验,然后对 20 个测试样本进行预测。模型采用交互验证均方根误差 RMSECV 和相关系数 R 作为精度评价参数,所有的实验过程在 MATLAB 2012a 环境下完成。

2 实验结果及讨论

2.1 iPLS 特征波长选择

将经过预处理的全光谱,分别划分为 10、15、20 和 25 个子区间,对全光谱和各子区间建立 PLS 回归模型,采用

交互验证 (cross-validation) 方法分别计算出各模型的 *RMSECV*,如图 2 所示,从图 2 可以看出在不同区间数波段选择建模过程中,间隔数取 10 的情况下,整体 *RMSECV* 较小。在区间数为 10 时,每个区间有 70 个波数点,其中第 7 个区间(1940 ~ 2 078 nm)的 *RMSECV* 最小,如表 1 所示,选中的第 7 区间变量如图 3(a) 所示。

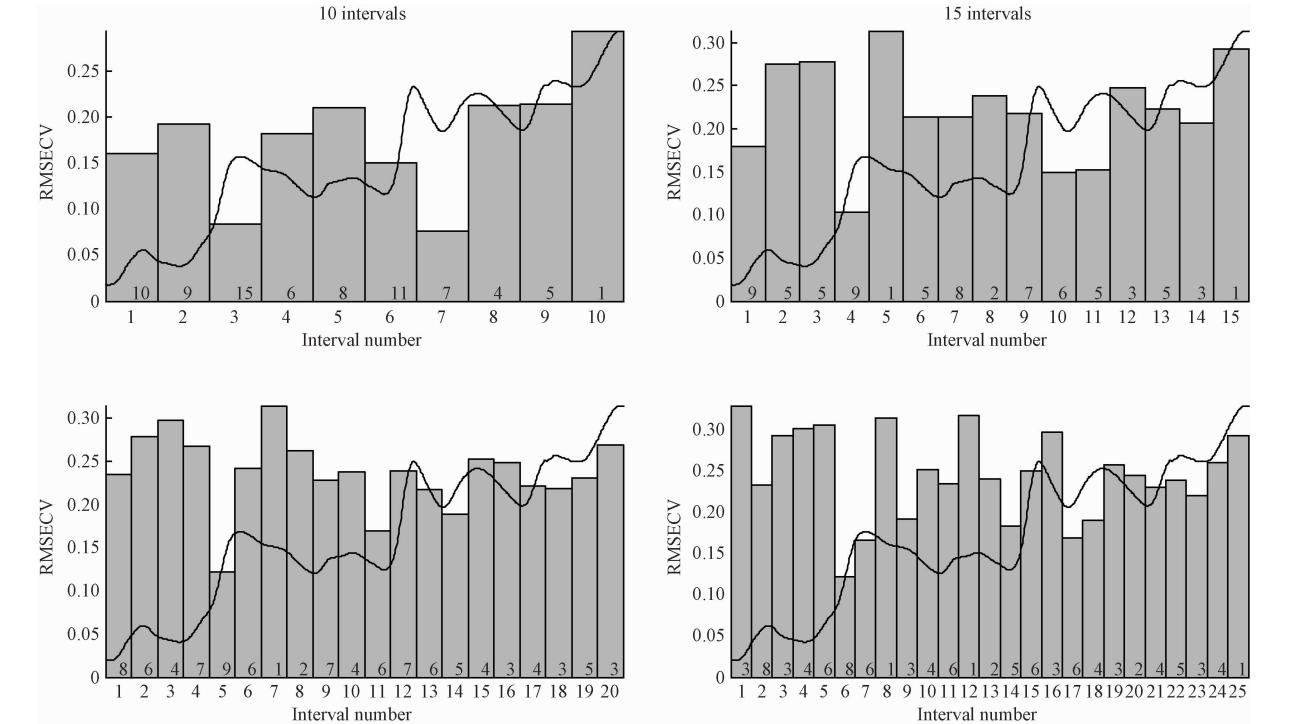


图2 玉米样本中水分组分 10、15、20、
25 区间 iPLS 波段选择
Fig.2 10, 15, 20 and 25 intervals wavelength selection
for moisture component in maize sample by iPLS

表 1 iPLS 区间建模结果			
Table 1 iPLS-intervals modeling results			
区间序号	主因子数	RMSEC	R
1	10	0.160 6	0.905 8
2	9	0.193 1	0.861 0
3	15	0.083 5	0.975 7
4	6	0.183 0	0.876 0
5	8	0.210 0	0.834 1
6	11	0.150 9	0.918 1
7	7	0.076 3	0.979 6
8	4	0.212 6	0.827 0
9	5	0.214 2	0.825 1
10	1	0.294 4	0.628 7
全谱	5	0.122 8	0.945 9

2.2 SiPLS 特征波长选择

SiPLS 是 iPLS 的延伸,通过不同区间数的任意组合

弥补了单一区间选择可能造成的信息遗漏,有望使定量模型进一步得到优化。

将经过预处理的全光谱划分为 20 个子区间,利用 SiPLS 建立组合 2 区间模型、组合 3 区间模型、组合 4 区间模型,按照建模精度最优次序前 10 位如表 2 ~ 4 所示,可以看出,组合 2 区间模型中区间组合 12、15 为最优组合,组合 3 区间模型按照建模精度最优次序前 10 位如表 4 所示,前 10 组区间组合的精度都比较高,但都不如 2 区间组合最优模型,并且这 10 组 3 区间组合都包含最优 2 区间组合 12 区间和 15 区间。组合 4 区间优选出的前 10 个模型精度都很高,但是也都不如 2 区间最优组合模型。而且,比较表 3、4、5 会发现,3 区间组合和 4 区间组合模型的建模精度较接近 2 区间最优组合模型,而且它们都包含最优 2 区间组合模型的第 6 区间和第 8 区间,最优 2 区间、3 区间、4 区间组合模型选中的区间变量如图 3(b) ~ (d) 所示。

表 2 SiPLS 2 区间组合建模结果

Table 2 SiPLS 2-intervals modeling results

主因子数	选择区间	光谱特征波长序号	RMSECV	R
7	12 15	386 ~420,491 ~525	0.005 8	0.999 9
8	12 16	386 ~420,526 ~560	0.026 24	0.997 9
8	12 14	386 ~420,456 ~490	0.032 66	0.994 3
7	12 18	386 ~420,560 ~630	0.054 1	0.988 9
7	6 14	176 ~210,456 ~490	0.069 16	0.984 5
9	13 16	421 ~455,526 ~560	0.074 06	0.987 1
9	5 14	141 ~175, 456 ~490	0.074 24	0.980 6
7	13 14	456 ~490, 456 ~490	0.076 29	0.979 6
10	5 11	141 ~175,351 ~385	0.077 18	0.973 4
11	5 13	141 ~175, 456 ~490	0.078 69	0.969 8

表 3 SiPLS 3 区间组合建模结果

Table 3 SiPLS 3-intervals modeling results

主因子数	选择区间	光谱特征波长序号	RMSECV	R
10	3 12 15	71 ~105,386 ~420,491 ~525	0.019 58	0.999 6
10	4 12 15	106 ~140,386 ~420,491 ~525	0.021 16	0.999 4
10	2 12 15	36 ~70,386 ~420,491 ~525	0.021 42	0.999 3
10	8 12 15	246 ~280,386 ~420,491 ~525	0.021 68	0.999 3
10	7 12 15	211 ~245,386 ~420,491 ~525	0.022 1	0.999 1
10	1 12 15	1 ~35,386 ~420,491 ~525	0.022 93	0.999 1
10	11 12 15	351 ~385,386 ~420,491 ~525	0.023 15	0.999 0
10	10 12 15	316 ~350,386 ~420,491 ~525	0.023 79	0.998 9
9	9 12 15	281 ~315,386 ~420,491 ~525	0.024 05	0.998 8
8	12 15 16	386 ~420,491 ~525,526 ~560	0.024 91	0.998 6

表 4 SiPLS 4 区间组合建模结果

Table 4 SiPLS 4-intervals modeling results

主因子数	选择区间	光谱特征波长序号	RMSECV	R ²
10	3 4 12 15	71 ~105, 106 ~140, 386 ~420,491 ~525	0.023 53	0.998 9
9	7 8 12 15	211 ~245, 246 ~280, 386 ~420,491 ~525	0.024 27	0.998 7
10	4 8 12 15	106 ~140, 246 ~280,386 ~420,491 ~525	0.024 63	0.998 6
10	4 11 12 15	106 ~140, 351 ~385,386 ~420,491 ~525	0.025 3	0.998 5
10	2 3 12 15	36 ~70, 71 ~105,386 ~420,491 ~525	0.025 35	0.998 5
6	8 12 13 15	246 ~280, 386 ~420, 456 ~490,491 ~525	0.025 43	0.998 5
10	3 7 12 15	71 ~105, 211 ~245,386 ~420,491 ~525	0.025 5	0.998 4
10	4 12 15 16	106 ~140, 3 386 ~420,491 ~525,526 ~560	0.025 51	0.998 4
10	2 8 12 15	36 ~70, 246 ~280, 386 ~420,491 ~525	0.025 59	0.998 4
10	3 9 12 15	71 ~105, 281 ~315,386 ~420,491 ~525	0.025 62	0.998 4

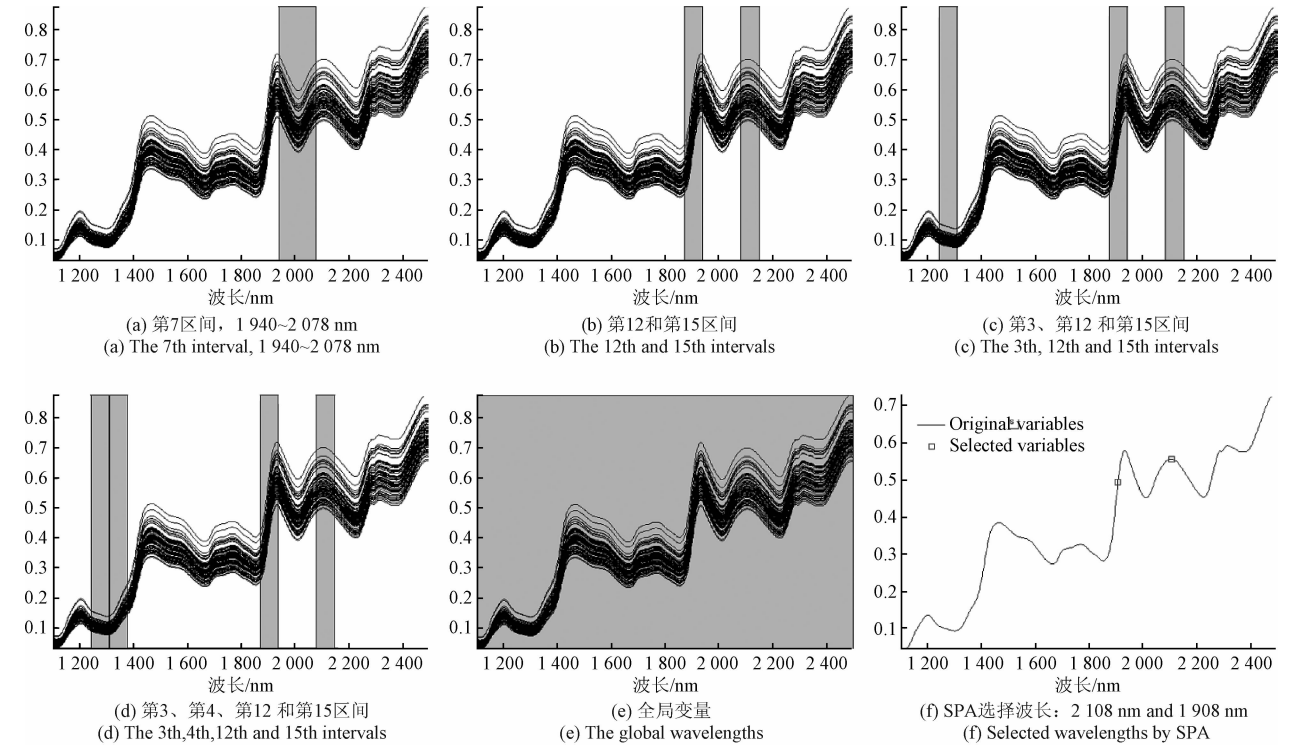


图 3 不同波长选择算法选择的波长

Fig. 3 Wavelength selected by different wavelength selection algorithms

2.3 SPA 特征波长选择

采用 SPA 进行变量筛选,图 1 所示的 700 个变量经过 SPA 筛选出两个特征变量,如图 3(f) 所示,这两个特征变量按照重要性排序为 505、405,与之对应的波长为 2 108、1 908 nm,而这两个波长分别包含在 SiPLS 组合 2

区间优选出的最优组合 12 和 15 区间中(变量序号 351 ~ 420,491 ~560;波长范围 1 800 ~1 938 nm,2 080 ~2 218 nm)。采用 SPA 算法将 700 个变量压缩为 2 个变量,然后用这两个变量进行 MLR 建模,预测值与测量值的对比如图 4(c)所示。

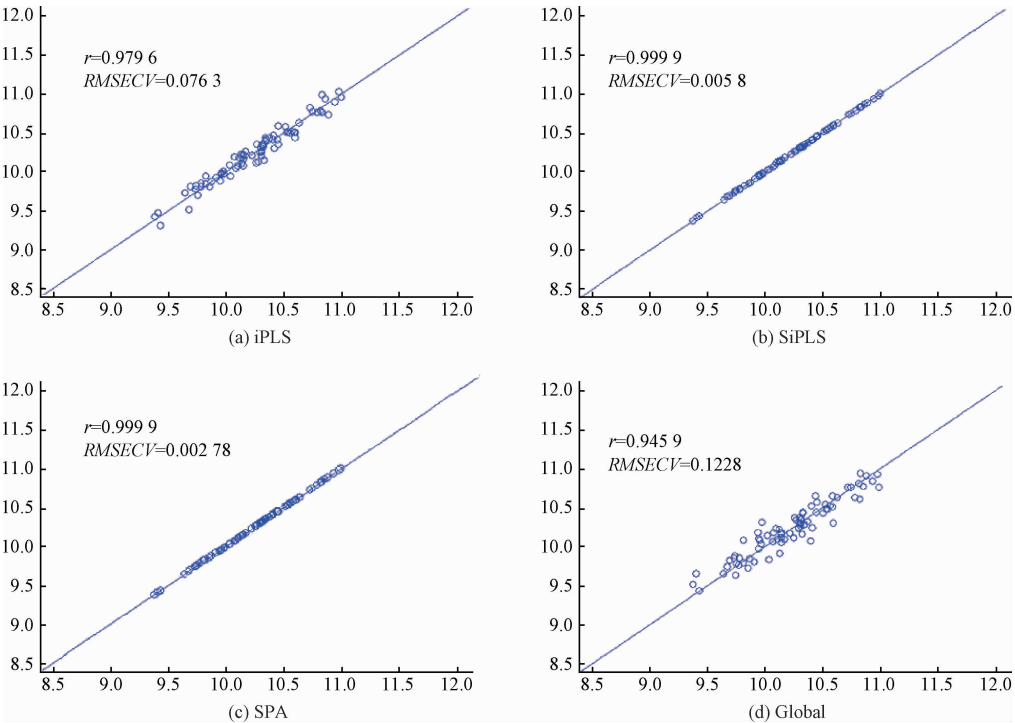


图 4 iPLS、SiPLS、SPA 波长选择和全谱预测值与实测值散点图

Fig.4 Scattered points of iPLS, SiPLS, SPA wavelength selection and predicted vs actual value of full spectrum

将以上 3 种特征波长选择后建立的模型预测精度进行比较,其结果分别如图 4 和表 5 所示。图 4 中(a) ~ (d)分别对应 iPLS 第 7 区间预测模型、SiPLS 第 12 和 15 组合区间预测模型、SPA-MLR 预测模型和全谱 PLS 预测模型的预测结果,横坐标表示真实测量值,纵坐标表示预测值。表 5 中可以看出,原始光谱(全谱) PLS 模型相比进行变量选择后的模型预测精度略差,而且,iPLS、SiPLS 和 SPA 变量选择后建立的模型比全谱模型计算复杂度大幅降低。尤其是 SPA 方法将变量个数从 700 个降低到 2 个,可见,SPA-MLR 玉米水分成分预测模型可以大幅提

高建模效率,同时获得更满意的检测精度。

3 结 论

将原始光谱先进行特征变量选择,分别采用了 iPLS、SiPLS 和 SPA 算法,建模变量从 700 个分别降低到 70、70 和 2 个,分别占据全光谱的 10%、10% 和 0.29%,而其建模精度与 700 个变量建模精度相当甚至更好。SiPLS 降维后与 SPA 降维后的建模精度相当,但 SPA 能够更大幅度地降低计算机的运算负担并保持了建模精度,表明 SPA 是一种有效的特征波长提取方法。上述所提出方法对利用近红外光谱分析技术对玉米中油脂、蛋白质和淀粉的含量检测同样具有指导意义,而在其他光谱组分分析中的适用性还有待进一步研究。

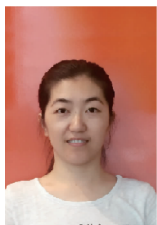
参考文献

[1] BLANCO M, COELLO J, ITURRIAGA H, et al. NIR calibration in non-linear systems: Different PLS approaches and articial neural networks [J].

表 5 全谱和 iPLS、SiPLS、SPA 波段优选建模比较				
Table 5 Modeling comparison of full spectrum and iPLS, SiPLS and SPA wavelength selection				
建模方法	变量 个数	特征波长/nm (步长为 2)	RMSEC	R ²
iPLS-PLS	70	1 940 ~2 078	0.076 3	0.979 6
SiPLS-PLS	70	1 870 ~1 938,2 080 ~2 148	0.005 8	0.999 9
SPA-MLR	2	2 108、1908	0.000 278	0.999 9
全谱 PLS	700	1 100 ~2 498	0.122 8	0.945 9

- Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2000, 50(1): 75-82.
- [2] NATALIA S, ELEUTERIO A, BORTOLATO S A, et al. Visible/near infrared-partial least-squares analysis of brix in sugar cane juice: A test field for variable selection methods[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2010, 102(2): 100-109.
- [3] 黄维,田丰玲,刘振尧,等. 基于不同 PLS 算法的方竹笋中蛋白质分析的近红外光谱特征波段选择[J]. 食品科学, 2013, 34(22): 133-137.
- HUANG W, TIAN F L, LIU ZH Y, et al. Wavelength selection for FT-NIR Spectroscopic analysis of protein in chimonobambusa quadrangularis shoot based on iPLS and Bi PLS models[J]. Food Science, 2013, 34(22): 133-137.
- [4] LEE W S, MIN M. Determination of significant wavelengths and prediction of nitrogen content for citrus[J]. BMJ Clinical Research, 2005, 48(2): 455-461.
- [5] WU D, HE Y D, FENG S J. Short-wave near-infrared spectroscopy analysis of major compounds in milk powder and wavelength as signment[J]. Analytica Chimica Acta, 2008, 610(2): 232-242.
- [6] KALIVAS J H, ROBERTS N, SUTTER J M. Global optimization by simulated annealing with wavelength selection for ultraviolet-visible spectrophotometry[J]. Analytica Chemistry, 1989, 61(18): 2024-2030.
- [7] JOUANRIMBAUD D, MASSART D L, LEARDI R, et al. Genetic algorithms as a tool for wavelength selection in multivariate calibration[J]. Analytica Chemistry, 1995, 67(23): 4295-4301.
- [8] SAUDLAND A, WAGNER J, NIELSEN J P, et al. Interval partial least-squares regression (iPLS): A comparative chemometric study with an example from near-infrared spectroscopy[J]. Applied Spectroscopy, 2000, 54(3): 413-419.
- [9] 屠振华,籍保平,孟超英,等. 基于遗传算法和间隔偏最小二乘的苹果硬度特征波长分析研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(10): 2760-2764.
- TU ZH H, JI B P, MENG CH Y, et al. Analysis of NIR characteristic wavelengths for apple flesh firmness based on GA and iPLS[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(10): 2760-2764.
- [10] 彭海根,彭云发,詹映,等. 近红外光谱技术结合联合区间间隔偏最小二乘法对南疆红枣糖度的测定[J]. 食品科技, 2014, 39(6): 276-280.
- PENG H G, PENG Y F, ZHAN Y, et al. Determination of the sugar content of jujube in south Xinjiang by near infrared spectroscopy combined with siPLS methods[J]. Food Science and Technology, 2014, 39(6): 276-280.
- [11] 石吉勇,邹小波,赵杰文,等. BiPLS 结合模拟退火算法的近红外光谱特征波长选择研究[J]. 红外与毫米波学报, 2011, 30(10): 458-462.
- SHI J Y, ZOU X B, ZHAO J W, et al. Selection of wavelength for strawberry NIR spectroscopy based on BiPLS combined with SAA[J]. 红外与毫米波学报, 2011, 30(10): 458-462.
- [12] 杨晓丽,马公喆,陈云秀,等. FiPLS 在烟煤水分近红外检测中的应用[J]. 广州化工, 2016, 44(2): 26-28.
- YANG X L, MA G ZH, CHEN Y X, et al. Determination of bituminous coal moisture based on FiPLS[J]. Guangzhou Chemical Industry, 2016, 44(2): 26-28.
- [13] 林土方,王泽波,郭才福,等. 一种用于电力变压器状态监测的电-振动模型研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(5): 507-513.
- LIN T F, WANG Z B, GUO C F, et al. Research on an electrical vibration model used to condition monitoring for power transformer[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(5): 507-513.
- [14] BREGMAN L M. The method of successive projection for finding a common point of convex sets[J]. Doklady Akademii Nauk SSSR, 1965, 6(3): 487-490.
- [15] 惠光艳,孙来军,王佳楠,等. 可见-近红外光谱的小麦硬度预测模型预处理方法的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(7): 2111-2116.
- HUI G Y, SUN L J, WANG J N, et al. Research on the pre-processing methods of wheat hardness prediction model based on visible-near infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(7): 2111-2116.
- [16] ARAÚJO M C U, SALDANHA T C B, GALVÃO R K H, et al. The successive projections algorithm for variable selection in spectroscopic multicomponent analysis[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2001, 57(2): 65-73.
- [17] 袁莹,王伟,褚璇,等. 光谱特征波长的 SPA 选取和基于 SVM 的玉米颗粒霉变程度定性判别[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(1): 226-230.
- YUAN Y, WANG W, WANG J N, et al. Selection of characteristic wavelengths using SPA and qualitative discrimination of mildew degree of corn kernels based on SVM[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(1): 226-230.

作者简介



蒋薇薇, 分别在2000、2003年于合肥工业大学获得学士学位和硕士学位, 现为合肥工业大学博士研究生, 合肥工业大学计算机与信息学院讲师, 主要研究方向为信号检测、智能信号处理等。

E-mail: cttjww@126.com

Jiang Weiwei received B. Sc. and M. Sc. from Hefei University of Technology in 2000 and 2003, respectively. Now she is a Ph. D. candidate and lecturer in Hefei University of Technology. Her main research interest includes signal detection, and intelligent signal processing.



鲁昌华, 合肥工业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为信息处理。

Lu Changhua, professor and Ph. D. supervisor in Hefei University of Technology. His research interest is information processing.

汪济洲, 1975年出生, 合肥工业大学博士研究生, 讲师, 主要研究方向为数字图像处理。

Wang Jizhou was born in 1975. And now he is Ph. D. candidate at Hefei University of Technology and lecturer at Hefei University.



His research interest is digital image processing.

是德科技: 探讨2018年主要技术趋势并分享其深入的见解和预测

Jay Alexander, 是德科技高级副总裁, 首席技术官

区块链壮大 - 区块链是一种为比特币等加密数字货币提供支持的技术, 它正蓄势待发, 在各种应用中被广泛采用, 并因其固有安全性而使这些应用大为受益。基于区块链的智能安全合约将在各个行业(从金融、房地产到教育和医疗)出现。即便是成熟的行业都可能开始采用这种技术经过许可或专有的变体, 用来验证是否遵从国际流程标准。

软件真正无处不在 - 虚拟化技术推动了大规模联网计算的变革, 使得云基础架构快速兴起, 这些云基础架构从根本上改变了实现价值的方式。随着这种趋势在联网计算环境中快速普及, 这一概念将普遍应用到电子系统中, 从而在应用性能和价值方面取得新突破。传统方式将解体并以新方式重构, 优化高性能自定义软件的组合与软件的灵活性。

CMOS可帮助实现毫米波宽带连续谱的商业化 - 随着经济高效的CMOS推动频率提高, 毫米波宽带连续谱将有望在消费类应用(从5G到无人驾驶)中普遍应用。传统的用于政府安全通信研发技术将出现在各种商业应用中, 开辟“新”带宽天地。

混合光子集成电路快速扩展, 助力高速通信和计算应用 - 数据中心中涉及传统电子/光学数据传输接口的要求在实际应用中很快将遭遇功耗瓶颈。要以经济的方式在未来数据中心交换机中实现超过25.6 Tbps传输速率, 新封装技术将兴起, 促进各种光子和开关电路的集成。虽然这种技术到2020年才能获得普遍商业化应用, 但预计在2018年, 这一领域的研发力度将大大增强。

商业化太空 - 私有企业将迅速改变人类探索和利用太空的方式。在过去, 中央政府资助、拥有和控制卫星并

掌控空间利用方式。尽管存在一些大的技术难题, 按照商业规则行事的公司将推动宇宙飞船和商业卫星网络的积极启动和运行, 实现从实时天气影响、无处不在的全球互联网接入到太空旅行和行星矿业等各种新应用。

薛定谔的猫定律将得到印证 - 安全长距离通信领域将取得重大成果。利用量子力学中所描述的物理现象将从理论上实现安全的长距离通信。量子通信使得篡改或窃听几乎无处着手。如有任何人试图拦截或修改此类通信, 系统将会向发送者和目标收件人发送这种安全威胁的通知。

AR/VR的应用将超越游戏行业 - 开发套件将普及, 将出现游戏行业之外的新应用。由于增强现实将大幅提高复杂环境中的通信, 尤其是原本需要人为介入的场合; 稳健的生态系统将围绕制造、运营、服务和支持以及培训而开发。

无人驾驶的时代到来, 但不乏挑战 - 在无人驾驶汽车的开发方面取得重大进展, 但该行业不光要解决技术挑战, 还要消除诸如监管问题(燃料、安全性、通信、保险和法务)等实际影响。在自主汽车普遍应用之前, 有一些道德挑战需要解决, 比如具有保险和法务方面影响的事责任。机器在驾驶时, 您如何分派责任呢? 该行业需要相关法规和标准来应对这些问题。

电动车的采用 - 传动系统、控制系统和电池技术方面的进步使得电动汽车行驶里程更为接近传统的内燃机汽车。电动车的采用将超出预期, 导致竞争更为激烈, 并且推动基础设施建设和促使成本降低。在这种良性循环的影响下, 宽禁带半导体技术(比如, GaN(氮化镓)、SiC(碳化硅))的投资将在外形和能效方面实现突破, 进一步加快这一趋势。