光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2021063004

基于 GA-BP 神经网络的茶叶蔗糖量检测模型研究

刘梦璇[1,2,3,4]，陈　琦[5]，王绪泉[1,2,4]，吴　琼[5]，
柯鹏瑜[1,2,4]，朱　林[5]，黄松垒[1,2*]，方家熊[1,2]

（1. 中国科学院上海技术物理研究所 传感技术联合国家重点实验室，上海 200083；
2. 中国科学院上海技术物理研究所 中国科学院红外成像材料与器件重点实验室，上海 200083；
3. 上海科技大学，上海 201210；4. 中国科学院大学，北京 100049；5. 黄山海关茶叶质量安全研究中心，安徽 黄山 245000）

摘　要： 采用近红外光谱技术结合反向传播人工神经网络算法建立了茶叶中蔗糖含量的检测模型，并通过引入遗传算法改进了模型预测质量。预测模型采用 120 个茶叶掺蔗糖样品的傅里叶变换漫反射光谱数据建立。对另外 42 个样品的预测结果表明，基于传统的反向传播人工神经网络算法模型的相关系数为 0.738 0，预测均方根误差为 3.075 4，正确识别率为 83.3%；增加遗传算法后相关系数提高到 0.941 9，预测均方根误差为 1.317 6，正确率为 88.1%，训练误差减小一个量级以上。实验结果表明，反向传播人工神经网络模型可用来检测茶叶中的蔗糖含量，同时，引入遗传算法优化了神经网络的初始权值和阈值，使预测误差更小。

关键词： 近红外光谱技术；BP 神经网络；遗传算法；茶叶；蔗糖量

中图分类号： O657.3　**文章编号：** 1001－5868(2021)06－0879－06

Research on Detecting Model of Sucrose Content in Tea Based on GA-BP Neural Network

LIU Mengxuan[1,2,3,4], CHEN Qi[5], WANG Xuquan[1,2,4], WU Qiong[5],
KE Pengyu[1,2,4], ZHU Lin[5], HUANG Songlei[1,2], FANG Jiaxiong[1,2]

(1. State Key Lab. of Transducer Technology, Shanghai Institute of Technical Phys. of the Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, CHN; 2. Key Lab. of Infrared Imaging Materials and Detectors, Shanghai Institute of Technical Physics of the Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, CHN; 3. Shanghai Tech University, Shanghai 201210, CHN; 4. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, CHN; 5. Huangshan Customs Research Center for Tea Quality and Safety, Huangshan 245000, CHN)

Abstract: The detection model of sucrose content in tea was established by using near－infrared spectroscopy technology and a back propagation neural network algorithm. The quality of model prediction is improved by introducing a genetic algorithm. The prediction model was established by using Fourier transform diffuse reflectance spectroscopy data of 120 tea samples mixed with sucrose. The prediction results of another 42 samples show that the correlation coefficient based on the traditional back-propagation neural network algorithm model is 0.738 0, the root mean square error of prediction is 3.075 4, and the prediction accuracy is 83.3%. The correlation coefficient increases to 0.941 9 after the introduction of the genetic algorithm. The root mean square error of prediction is 1.317 6, and the prediction accuracy is 88.1%, thus the training error is reduced by more than one order of magnitude. The experimental results show that the back-propagation neural network model can be used to detect the sucrose content in tea.

收稿日期：2021－06－30.
基金项目：传感技术联合国家重点实验室开放课题项目(SKT1907)；安徽省科技重大专项项目(SS202003a06020001).
*通信作者：黄松垒

Simultaneously, the introduction of the genetic algorithm can optimize the initial weights and thresholds of the neural network, so as to diminish the prediction error.

Key words: near-infrared spectroscopy; BP neural network; genetic algorithm; tea; sucrose content

0 引言

茶作为世界三大饮料之一,不仅具有怡人的清香以及可口的滋味,还具有诸多药理保健功效[1]。但由于夏秋茶的口感较为苦涩,因此,茶农会在茶叶的加工过程中添加少量的糖来改善口感,降低苦涩感[2],总体按重量计在5%以下。而在目前的茶叶市场上,部分厂商为了获利会掺入过量的蔗糖进行增重,加糖量可到20%甚至更高,存在人为掺假的现象,而且可能在香气和色泽等方面影响成茶的感官品质评判。因此,需要对茶叶中糖类物质的含量进行检测,并判别是否存在掺假。而茶叶中蔗糖含量的传统检测方法如液相色谱法[2]等操作复杂、检测成本高,难以满足茶叶日常质检需求。因此,如何快速检测茶叶中的蔗糖含量是现阶段亟待解决的问题。

近红外光谱因其快速无损、操作简单等优点,被广泛应用于农业、食品、制药、纺织、临床医学、石油化工、烟草[3]以及茶叶等领域。就绿茶检测而言,近红外光谱技术主要应用于产地溯源[4]、品质评价[5]、成分检测[6]等。蔗糖中存在各种含氢基团,不同蔗糖含量的茶叶,其内在化学成分存在微小差异,在近红外光谱中主要表现为吸收峰的强度差异。因此,本文探索研究近红外光谱分析技术在茶叶蔗糖含量检测上的应用。

反向传播(Back Propagation,BP)人工神经网络[7]是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络,具有易于实现复杂非线性映射功能的优点。BP神经网络被应用在茶叶产地鉴别[8]、茶叶品质分类[9]、茶叶品种鉴别[10]、茶叶产量预测[11]等,但关于茶叶成分含量预测[12]方面的应用较少。因此,本文探索研究基于BP神经网络算法建立茶叶蔗糖含量检测的分析模型。由于BP神经网络中每层的连接权值和各节点之间的阈值十分敏感[13],逼近预测值的训练过程中容易存在耗时较多、网络收敛速度变慢、易陷入局部最优等缺点,常用遗传算法(Genetic Algorithm,GA)[14-15]对BP神经网络进行优化。遗传算法是一种通过模拟自然界遗传机制和生物进化论而成的一种并行随机搜索最优化方法[16]。GA能避开局部极小点,在进化过程中不需要提供待解决问题的梯度信息,具有较强的鲁棒性、隐含并行性和全局搜索特性[17]。

本文基于近红外光谱分析技术,采用传统BP神经网络和选用GA-BP神经网络算法,分别建立茶叶蔗糖含量检测模型。通过分析两种算法建立的模型的预测效果,研究两种模型能否应用于茶叶蔗糖含量检测,并比较选出预测效果更好的分析模型,实现对茶叶中蔗糖含量的定量检测分析。

1 实验

1.1 实验材料

黄山茶叶质量安全研究中心制备了162个夏秋茶绿茶样品,该茶叶样品均为黄山绿茶品种。根据GB/T 8302-2013标准[18]取出一部分茶叶样品进行干燥,将样品研磨粉碎50 s,将粉碎后的样品过0.154 mm的筛,然后取3 g样品于石英样品杯中,保证样品杯底部样品均匀。

1.2 光谱采集

实验中采用岛津IRTracer-100NIR傅里叶变换红外光谱仪采集茶叶掺糖样品的近红外光谱数据,测定模式是漫反射吸光度,仪器的扫描波数范围为4 000～10 000 cm^{-1},波数间隔约为0.48 cm^{-1},扫描次数为20次,采用白光光源内部光束进行扫描,变迹函数采用SqrTriangle。扫描样品光谱前,先将仪器预热30 min,保持仪器内部系统稳定,待仪器预热完成后,对仪器进行检查,查看仪器是否运行正常。将样品杯放在傅里叶光谱漫反射扫描装置的放样口处,盖好样品室盖板,进行光谱扫描。在仪器正常运行状态下,需要每5 h扫描一次仪器自带的标准白板作为参考光谱用于参比,以保证光谱的准确性。部分实验样本的近红外光谱数据集展示如表1所示,此组样品以蔗糖含量为目标参数。按照GB 5009.8-2016标准[19],采用高效液相色谱法[2]测得待测样品中的蔗糖含量,作为比对标准,色谱法测得的蔗糖含量区间在0.91%～22.6%。

表 1　部分实验样本的近红外光谱数据集

色谱测定蔗糖量/%	3 999.849 cm^{-1}	4 000.331 cm^{-1}	4 000.813 cm^{-1}	4 001.295 cm^{-1}	4 001.777 cm^{-1}	…	9 999.139 cm^{-1}	9 999.621 cm^{-1}	10 000.1 cm^{-1}
2.5	0.557 45	0.557 111	0.556 864	0.556 708	0.556 632	…	0.196 644	0.196 881	0.197 126
9.4	0.563 328	0.563 083	0.562 789	0.562 473	0.562 18	…	0.162 912	0.162 255	0.161 553
13.6	0.548 92	0.548 901	0.558 85	0.548 773	0.548 684	…	0.202 662	0.203 263	0.203 625
22.6	0.553 292	0.553 403	0.553 37	0.553 23	0.553 038	…	0.204 474	0.204 25	0.204 169

1.3　数据预处理

原始光谱曲线中存在的基线漂移、光散射、噪音等问题会影响模型的预测准确性，因此在建模分析前需要对原始光谱数据进行预处理[20]。本实验采用多元散射校正和平滑滤波的预处理方法。多元散射校正可以用于消除因分布不均匀造成的光散射影响，平滑滤波用于消除光谱中基线漂移的影响。

每个茶叶样品的近红外光谱曲线有 12 446 个数据点，若将原始数据直接作为 BP 神经网络的输入，数据量过大，会导致网络训练时间过长和收敛速度较慢。因此，建模前需要对数据进行降维处理。综合考虑后，本文采用隔 30 点取样的方式进行数据降维。

1.4　模型评价方法

采用针对 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络建立的茶叶蔗糖量检测模型的预测值与标准值之间的相关系数(R)、预测均方根误差(RMSECP)和正确识别率(P)[20]来衡量模型的预测能力。相关系数反映的是模型预测值与标准值之间的相关性，其值越逼近 1，相关性越高，模型预测能力越高。预测均方根误差用来评价模型预测值与标准值之间的离散程度，其值越小，模型预测精度越高。正确识别率是指正确预测样品数所占的百分比，其值越大，表明模型的预测效果越好。参数的相关计算公式[20]如下：

$$R=\sqrt{1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_1-y_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_1-\bar{y})^2}} \tag{1}$$

$$RMSECP=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i-y_1)^2}{n}} \tag{2}$$

$$P=\frac{\hat{n}}{n}\times 100\% \tag{3}$$

其中，n 是预测集样品总数，$\hat{n}$ 是正确识别的样品数量，y_i 是样品标准值，y_1 是样品预测值，$\bar{y}$ 是样品标准值的平均值。

2　结果与讨论

2.1　近红外光谱

利用傅里叶近红外光谱仪测得 162 个茶叶掺糖样本的近红外光谱，其中一些典型曲线如图 1 所示，所有样品的光谱曲线均落于图 1 中虚线所示的最大值和最小值之间。此波段内部分曲线存在蔗糖含量越高，吸光度越大的特性，例如图 1 中的 1.89%，2.3%和 11%三条曲线。还有部分样品曲线存在交叉或重合，例如图 1 中的 1.89%和 8.87%，9%和 11%，由此可知，并不能直接根据样品的近红外光谱曲线的吸光度大小来判断其蔗糖含量。

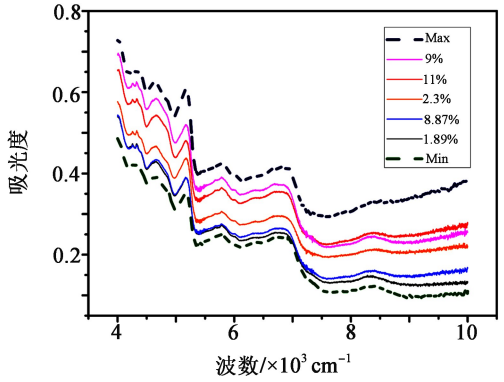
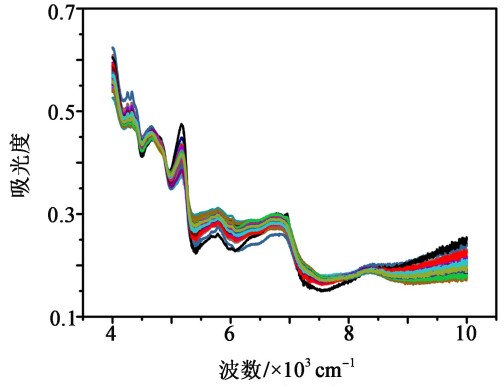


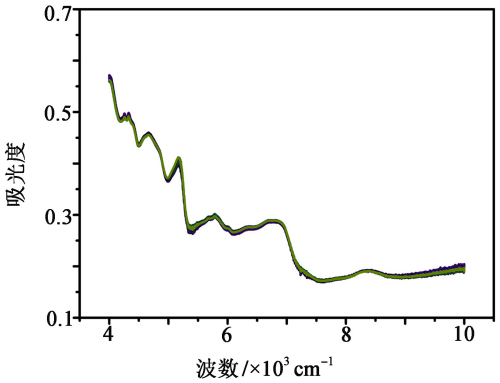
图 1　茶叶掺蔗糖样品的近红外光谱图

2.2　近红外光谱预处理

对原始近红外光谱曲线进行多元散射校正和平滑预处理，预处理后的光谱曲线如图 2 所示。其中图 2(a)是多元散射校正后的近红外光谱曲线，图 2(b)是经平滑滤波预处理后的近红外光谱图。



(a)　多元散射校正后的近红外光谱图



(b) 平滑滤波预处理后的近红外光谱图

图 2 预处理后的近红外光谱图

2.3 网络参数设置

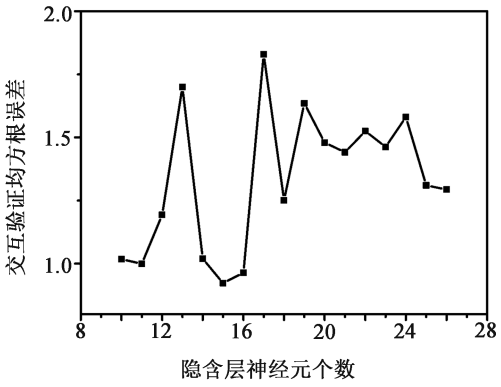
将 162 个样品按照约 3∶1 的比例分成训练集和预测集,其中 120 个样品作为训练集,剩余 42 个样品作为预测集。为使模型预测结果更准确,使训练集样品的标准蔗糖含量为 0.91%～22.6%,覆盖整个范围,剩余的样品作为预测集,不参与网络训练。将训练集样品的光谱数据作为 BP 神经网络的输入层,样品对应的标准蔗糖含量作为输出层。先利用 mapminmax 函数将数据归一化到[−1,1],接着采用 newff 函数建立 BP 神经网络,其中神经网络输入层和输出层的传递函数分别为'tansig'和'purelin',训练函数为'trainbr',迭代次数为 10 000,训练目标误差为 0.000 001,学习率为 0.01。再利用 train 函数进行神经网络训练,直至完成所有迭代次数或者达到设定的目标误差,训练停止。最后调用 sim 函数,通过训练好的神经网络进行预测集样品预测,得到样品的蔗糖含量预测值。

BP 神经网络的基本结构是输入层—隐含层—输出层,每层有不同数量的神经元,其中隐含层神经元个数并不能直接确定。隐含层神经元个数太少,会影响网络的性能,使模型达不到预期效果;神经元个数太多,会产生过拟合现象。因此,本文是根据训练集的交互验证均方根误差(RMSECV)和模型训练时间来确定隐含层神经元个数。均方根误差越小,模型预测效果越好,隐含层神经元个数越合适,其中均方根误差的计算公式[20]如下:

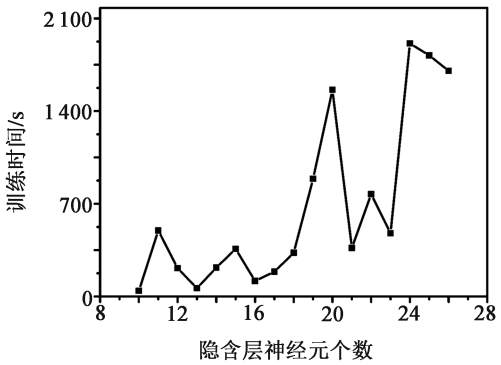
$$RMSECV=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_1-y_i)^2}{m}} \tag{4}$$

式中,m 是训练集样品总数,y_i 是样品标准值,y_1 是样品预测值。

固定训练集和预测集不变,在一定范围内改变隐含层神经元数量,并进行网络训练,结果如图 3 所示。由图 3(a)可知,当隐含层神经元个数为 15 或 16 时,训练集的交互验证均方根误差较小;由图 3(b)可知,当隐含层神经元个数为 10,12 或 16 时,模型训练时间较短。综合考虑,隐含层神经元个数确定为 16。



(a) 隐含层神经元个数对交互验证均方根误差的影响



(b) 隐含层神经元个数对模型训练时间的影响

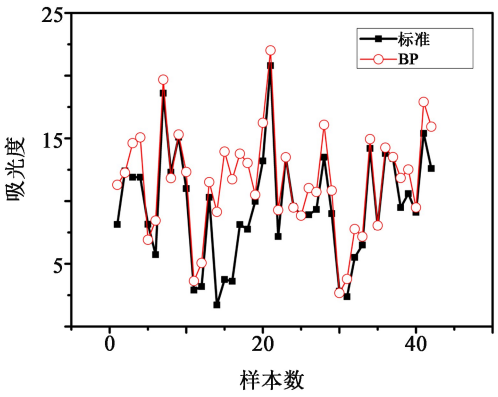
图 3 隐含层神经元个数

引入 GA 是为了优化 BP 神经网络的初始权值和阈值,增强 BP 神经网络的鲁棒性。GA 通过选择、交叉和变异操作找到最优适应度值的个体,BP 神经网络选择最优个体对网络的初始权值和阈值进行赋值并进行网络训练。其中 GA 的迭代参数为 50,种群规模为 30,交叉概率为 0.4,变异概率为 0.2[21],采样间隔、隐含层神经元个数、训练集、预测集以及神经网络其他参数等保持不变。最后得到了 GA-BP 模型[21]。

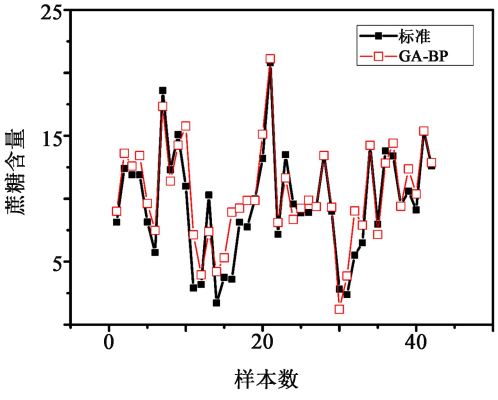
2.4 蔗糖含量预测结果

本文通过茶叶掺糖样品的傅里叶变换漫反射光谱数据,分别建立传统的 BP 神经网络模型和 GA-BP 神经网络模型。调用两种模型对预测集样品进行蔗糖含量检测,得到模型预测值,将预测值与标准值进行比对。得到的结果如图 4 所示,两个模型的

评价参数对比结果如表 2 所示。



(a)　BP 神经网络模型的预测结果



(b)　GA-BP 神经网络模型的预测结果

图 4　用于模型预测的 42 个预测集样品的模型预测比对结果

表 2　模型评价参数

模型评价参数	BP 神经网络	GA-BP 神经网络
相关系数(R)	0.738 0	0.941 9
预测均方根误差(RMSEP)	3.075 4	1.317 6
模型训练误差(error)	9.98×10^{-6}	7.95×10^{-7}
正确识别率(PA)/%	83.3	88.1

42 个样品作为预测集，不参与模型训练，将预测集样品的光谱数据输入训练好的传统 BP 神经网络，得到了样品蔗糖含量的模型预测值，将其与样品的标准蔗糖含量对比，结果如图 4(a)所示。传统 BP 神经网络模型的评价参数如表 2 所示，其中模型训练误差为 9.98×10^{-6}，通过公式计算得到预测值和标准值之间的相关系数为 0.738 0，预测均方根误差为 3.075 4。基于上述模型的定量预测结果进行分析研究，判断是否存在过量掺糖的情况。经与黄山海关茶叶质量安全研究中心确认，当含糖量大于 7%时记为过量掺糖，小于等于 7%时记为正常掺糖。因此，分别对预测集样品的标准值及预测值进行标记，含糖量大于 7%的标为 1，表示过量掺糖；含糖量小于 7%的标为 0，表示正常掺糖。根据标记结果计算得到定性分析正确识别率为 83.3%。

通过引入 GA 优化 BP 神经网络的初始权值和阈值，在保持固定集和预测集不变的情况下，得到了 42 个样品蔗糖含量的模型预测值。将其与样品的标准值进行对比，结果如图 4 (b)所示，GA-BP 神经网络模型的评价参数如表 2 所示。由表 2 可知，模型训练误差为 7.95×10^{-7}，相关系数为 0.941 9，预测均方根误差为 1.317 6。按照阈值 7%对样品的预测值和标准值进行标记，根据标记结果计算得到定性分析正确识别率为 88.1%。

由图 4 和表 2 可以看出，在茶叶蔗糖含量预测应用方面，传统 BP 神经网络模型和 GA-BP 神经网络模型均可以被用来进行定性分析。在定量检测方面，相比较于传统 BP 神经网络的预测结果比对曲线，GA-BP 神经网络的预测值与标准值曲线的重合度较高，提高了预测值与标准值之间的相关性，减小了预测误差。

3　结论

本文主要针对传统 BP 神经网络算法和 GA-BP 神经网络算法建立的茶叶蔗糖含量近红外光谱检测模型进行了分析研究。实验结果表明，BP 神经网络可以从全波段光谱上提取出样品的特征信息并进行建模；基于近红外光谱分析技术，结合 BP 神经网络算法和 GA-BP 神经网络算法的检测模型可以定量检测出茶叶中的蔗糖含量，并进行定性分析。在茶叶蔗糖含量的检测应用方面，相较于传统的 BP 神经网络算法，GA-BP 神经网络减小了模型训练误差，增大了预测值和标准值之间的相关系数，减小了均方根误差，提高了定性分析的正确识别率。由此说明，在茶叶蔗糖含量检测方面，GA 在一定程度上优化了 BP 神经网络的初始权值和阈值，改善了 BP 神经网络模型的预测质量。根据 BP 神经网络模型和 GA-BP 神经网络模型预测得到的蔗糖含量，可以进一步判别茶叶中是否存在过量掺糖的情况，对茶叶品质鉴别有重要意义。

参考文献：

[1]　李　杰，李尚科，蒋立文，等. 基于近红外光谱技术与化学计量学的绿茶无损鉴别方法研究[J]. 分析测试学报，2020，39(11)：1344-1350.
Li Jie，Li Shangke，Jiang Liwen，et al. A nondestructive method identifying varieties of green tea based on near infrared spectroscopy and chemometrics [J]. J. of Instrumental

Analysis, 2020, 39(11): 1344-1350.

[2] 陈 琦, 李 立, 吴雪原, 等. 高效液相色谱-蒸发光检测器法检测茶叶中掺杂糖类物质[J]. 茶业通报, 2015, 37(1): 26-29.
Chen Qi, Li Li, Wu Xueyuan, et al. High performance liquid chromatography-evaporative light detector for detection of carbohydrates doped in tea[J]. J. of Tea Business, 2015, 37(1): 26-29.

[3] 褚小立, 史云颖, 陈 瀑, 等. 近五年我国近红外光谱分析技术研究与应用进展[J]. 分析测试学报, 2019, 38(5): 603-611.
Chu Xiaoli, Shi Yunying, Chen Pu, et al. Research and application progresses of near infrared spectroscopy analytical technique in China in past five years[J]. J. of Instrumental Analysis, 2019, 38(5): 603-611.

[4] 林兆祥, 詹伟强, 刘思琪, 等. 基于近红外光谱技术与模式识别的乌龙茶产地溯源[J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2018, 37(1): 90-92.
Lin Zhaoxiang, Zhan Weiqiang, Liu Siqi, et al. The geographical origin analysis based on NIR and pattern recognition technology to Oolong tea[J]. J. of South-Central University for Nationalities(Natural Science Edition), 2018, 37(1): 90-92.

[5] 范方媛, 杨梦璇, 龚淑英, 等. 基于近红外光谱技术的白茶3种典型感官滋味特征属性定量评价模型研究[J]. 茶叶科学, 2018, 38(3): 296-304.
Fan Fangyuan, Yang Mengxuan, Gong Shuying, et al. Quantitative evalution of taste-characteristic attributes in three white tea based on near infrared spectroscopy[J]. J. of Tea Science, 2018, 38(3): 296-304.

[6] 白晓丽, 郭卫华, 孔俊豪, 等. 速溶普洱茶中水分、咖啡碱和茶多酚含量近红外光谱快速测定方法的建立[J]. 食品工业科技, 2019, 40(1): 234-238, 245.
Bai Xiaoli, Guo Weihua, Kong Junhao, et al. Estabilshment of a method for the rapid measurement of moisture, caffeine and tea-polyphenols in instant Pu'er tea by near infrared spectroscopy[J]. Science and Technology of Food Industry, 2019, 40(1): 234-238, 245.

[7] 潘玉成. 人工神经网络在茶叶领域中的应用进展[J]. 贵州茶叶, 2015, 43(3): 8-12.
Pan Yucheng. The progress in the application of artificial neural network in the field of tea[J]. J. of Guizhou Tea, 2015, 43(3): 8-12.

[8] 庄新港, 王丽丽, 吴雪原, 等. 基于近红外的移动窗口BP神经网络实现山东绿茶产地溯源(英文)[J]. 红外与毫米波学报, 2016, 35(2): 200-205.
Zhuang Xingang, Wang Lili, Wu Xueyuan, et al. Origin identification of Shangdong green tea by moving window back propagation artifical neural network based on near infrared spectroscopy[J]. J. of Infrared and Millimeter Waves, 2016, 35(2): 200-205.

[9] 高仕琪, 孙宇哲, 李喻洁, 等. 人工神经网络在龙井茶叶品质分类中的应用[J]. 农业科技与信息, 2016(8): 40-42.
Gao Shiqi, Sun Yuzhe, Li Yujie, et al. Application of artificial neural network in Longjing tea quality classification [J]. Agricultural Science-Technology and Information, 2016(8): 40-42.

[10] 李晓丽, 何 勇, 裘正军. 一种基于可见-近红外光谱快速鉴别茶叶品种的新方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2007, 27(2): 279-282.
Li Xiaoli, He Yong, Qiu Zhengjun. Application PCA-ANN method to fast discrimination of tea varieties using visible/near infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2007, 27(2): 279-282.

[11] 王郑霞, 肖来胜. 基于神经网络的茶叶产量建模与预测方法研究[J]. 电脑知识与技术, 2011, 7(22): 5427-5429.
Wang Zhengxia, Xiao Laisheng. Neural network-based modeling and prediction approach for tea production [J]. Computer Knowledge and Technol., 2011, 7(22): 5427-5429.

[12] 罗一帆, 郭振飞, 朱振宇, 等. 近红外光谱测定茶叶中茶多酚和茶多糖的人工神经网络模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2005, 25(8): 1230-1233.
Luo Yifan, Guo Zhenfei, Zhu Zhenyu, et al. Studies on ANN models of determination of tea polyphenol and amylose in tea by near-infrared spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2005, 25(8):1230-1233.

[13] 王学顺, 孙一丹, 黄敏高, 等. 基于BP神经网络的木材近红外光谱树种识别[J]. 东北林业大学学报, 2015, 43(12): 82-85, 89.
Wang Xueshun, Sun Yidan, Huang Min'gao, et al. Back propagation artificial neural network combined with near infrared spectroscopy for timber recognition[J]. J. of Northeast Forestry University, 2015, 43(12): 82-85, 89.

[14] 邓召学, 郑 玲, 郭敏敏, 等. 基于遗传BP神经网络的磁流变悬置模型辨识[J]. 电子科技大学学报, 2014, 43(6): 955-960.
Deng Zhaoxue, Zheng Ling, Guo Minmin, et al. Model identification of magneto-rheological mount based on genetic algorithms and BP neural network[J]. J. of University of Electronic Science and Technol. of China, 2014, 43(6): 955-960.

[15] Chen Guangying, Fu Kaiyun, Liang Zhiwu, et al. The genetic algorithm based back propagation neural network for MMP prediction in process[J]. Fuel, 2014, 126(9): 202-212.

[16] 王小平, 曹立明. 遗传算法: 理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002: 18-50.
Wang Xiaoping, Cao Liming. Genetic Algorithm: Theory, Application and Software Implementation[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2002: 18-50.

(下转第890页)

3 结论

本文设计了一种基于集成微环谐振器的系数可调微分方程光子计算实现方法，所设计的硅基波导微环谐振器为跑道型，设计宽为 500 nm，高度为 220 nm，长为 310 μm。仿真分析了温度对光子计算芯片微分方程系数的影响，得到 10～110 ℃下的 a_0 的调谐范围为 $1.500\,7\times10^{10}$～$1.556\,2\times10^{10}$，b_0 为 $4.534\,3\times10^{9}$～$5.647\,3\times10^{9}$。根据设计的微环谐振器的 Q 值，得到在不同微分方程系数下，微分方程与实际求解结果的误差可以控制在 0.02 以内。由研究结果可知，微环谐振器对微分方程可以进行快速求解，并且准确度高，其超快的数值求解速度可以为摩尔困境提供解决思路，在未来光子计算领域提供重要的研究参考。

参考文献：

[1] Asteris P G, Nikoo M. Artificial bee colony-based neural network for the prediction of the fundamental period of in filled frame structures[J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31: 4837-4847.

[2] 王兴军，苏昭棠，周治平. 硅基光电子学的最新进展[J]. 中国科学：物理学力学天文学，2015，45：014201.
Wang X J, Su Z T, Zhou Z P. Recent progress of silicon photonics[J]. Sci. Sin.-Phys. Mech. Astron., 2015, 45: 014201.

[3] Stopinski S, Malinowski M, Piramidowicz R, et al. Data readout system utilizing photonic integrated circuit[J]. Nucl. Instrum. Meth. A, 2013, 725: 183-186.

[4] Simmons G F. Differential Equations, with Applications and Historical Notes[M]. 2nd Ed. New York: McGraw-Hill, 1991.

[5] Slavik R, Park Y, Ayotte N, et al. Photonic temporal integrator for all-optical computing[J]. Opt. Express, 2008, 16(22): 18202.

[6] Tan S, Wu Z, Lei L, et al. All-optical computation system for solving differential equations based on optical intensity differentiator[J]. Opt. Express, 2013, 21(6): 7008-7013.

[7] Yang T, Dong J, Lu L, et al. All-optical differential equation solver with constant-coefficient tunable based on a single microring resonator[J]. Scientific Reports, 2014, 4: 5581.

[8] Li M, Deng Y, Tang J, et al. Reconfigurable optical signal processing based on a distributed feedback semiconductor optical amplifier[J]. Scientific Reports, 2016, 6: 19985.

[9] Little B E, Chu S T. Microring resonator channel dropping filters[J]. J. of Lightwave Technol., 1997, 15(6): 998-1005.

[10] Barybin A A, Dmitriev V A. Modern Electrodynamics and Coupled-Mode Theory: Application to Guided-Wave Optics [M]. Princeton: Rinton Press, 2002.

[11] Yupapin P P, Pornsuwancharoen N. Guided Wave Optics and Photonics: Micro-ring Resonator Design for Telephone Network Security[M]. New York: Nova Science Publishers, 2008.

[12] He L, He Y, Pomerene A, et al. Ultrathin silicon-on-insulator grating couplers [J]. IEEE Photon. Technol. Lett., 2012, 24(24): 2247-2249.

[13] Martin P, Pavel C, Daniel B, et al. Fiber-chip edge coupler with large mode size for silicon photonic wire waveguides[J]. Opt. Express, 2016, 24(5): 5026-5038.

作者简介：

梁晓东(1988—)，男，河南省人，博士，高级工程师，主要从事微波光子技术、集成光电子技术等方面的研究。

(上接第 884 页)

[17] 刘智斌，曾晓勤，刘惠义，等. 基于 BP 神经网络的双层启发式强化学习方法[J]. 计算机研究与发展，2015，52(3)：579-587.
Liu Zhibin, Zeng Xiaoqin, Liu Huiyi, et al. A heuristic two-layer reinforcement learning algorithm based on BP neural networks[J]. J. of Computer Research and Development, 2015, 52(3): 579-587.

[18] GB/T 8302-2013. 茶取样[S]. 中华人民共和国国家标准.
GB/T 8302-2013. Tea sampling[S]. National Standard of the People's Republic of China.

[19] GB5009.8-2016. 食品中果糖、葡萄糖、蔗糖、麦芽糖、乳糖的测定[S]. 中华人民共和国国家标准.
GB5009.8-2016. Determination of fructose, glucose, sucrose, maltose and lactose in food[S]. National Standard of the People's Republic of China.

[20] 庄新港. 近红外光谱分析应用研究及新型光谱感知节点入射光学系统设计[D]. 济南：山东大学，2017.
Zhuang Xingang. Applied study of near-infrared spectroscopy and incidence optical system of new spectral sensing node[D]. Ji'nan: Shangdong University, 2017.

[21] 王小川，史 峰. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京：北京航空航天大学出版社，2011：20-33.
Wang Xiaochuan, Shi Feng. Analysis of 43 Cases of MATLAB Neural Network [M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2011: 20-33.

作者简介：

刘梦璇(1997—)，女，湖北省孝感市人，研究生，主要从事近红外光谱技术应用方面的研究；

黄松垒(1984—)，男，福建省莆田市人，博士，副研究员，从事超大规模集成电路设计方向的研究。