

# 基于决策融合的苹果分级检测关键技术研究

## Study on key technologies for apple grading detection based on decision fusion method

李学军<sup>1</sup> 程红<sup>2</sup>

LI Xue-jun<sup>1</sup> CHENG Hong<sup>2</sup>

(1. 四川大学锦城学院, 四川 成都 611731; 2. 成都理工大学管理科学学院, 四川 成都 610059)

(1. Jincheng School, Sichuan University, Chengdu, Sichuan 611731, China;

2. College of Management Science, Chengdu University of Technology, Chengdu, Sichuan 610059, China)

**摘要:**提出了一种判别树和改进支持向量机决策融合的苹果分级方法。采用判别树分类方法根据果径、缺陷区域、色泽等进行分类,采用粒子群对支持向量机分类模型进行优化,根据果形、纹理和成熟度等高维特征进行分类,使用核主成分分析降低维度,并引入决策融合的概念,结合单一特征对样本等级进行综合评估。结果表明,该方法是切实可行的,其分类准确性为98%以上,可用于苹果的有效分级。

**关键词:**苹果分级;决策融合;判别树;支持向量机;粒子群

**Abstract:** An apple grading method based on decision fusion of discriminant tree and improved support vector machine was proposed. The method of discriminant tree classification was used to classify fruit diameter, defect area and color, and the particle swarm optimization (PSO) was used to optimize the SVM classification model. The high dimensional features, such as fruit shape, texture and maturity, were used to classify, and the kernel principal component analysis (KPCA) was used to reduce the dimension. While, the concept of decision fusion was introduced to comprehensively evaluate the sample level combined with single feature. The results showed that the method was feasible, and its classification accuracy was more than 98%, which can be used for apple grading effectively.

**Keywords:** apple grading; decision fusion; decision tree; support vector machine; particle swarm optimization

目前,苹果分级主要以人工分拣为主,其工作量大/

效率低且速度慢<sup>[1]</sup>。近年来,随着机械视觉技术的发展,基于机械视觉技术的农产品自动分级方法已迅速发展为一种取代人眼的快速、无损、高效的检测技术<sup>[2]</sup>。赵利平等<sup>[3]</sup>提出了一种结合小波算法和模糊算法的苹果分级方法,该算法在苹果分级的3个层次中的分类准确率均>97%。王阳阳等<sup>[4]</sup>提出了一种苹果分级算法,该算法将同构滤波与改进的 $k$ 均值相结合,可以减少传统图像分割的影响,且该方法对苹果尺寸、质量、色泽、形状和缺陷的识别准确率>97%。王立扬等<sup>[5]</sup>提出了一种改进的LeNet-5t自动分级方法,将卷积层添加至第4层以加深网络深度,使用Leakerel激励函数,并添加一个dropout层以防止过度拟合。结果表明,该算法具有良好的检测效果,准确率达97.37%。樊泽泽等<sup>[6]</sup>提出了一种基于颜色和果径的水果检测和分级算法,对卷积神经网络提取的多尺度特征图进行回归预测,并根据颜色分量进一步校正检测帧的位置。结果表明,该方法的准确率为96.6%。上述研究多是基于单一特征分类,分类过程复杂且效率低。

文章拟提出一种基于判别树和粒子群优化(PSO)支持向量机(SVM)的苹果分级检测特征融合方法,引入核主成分分析(KPCA)降低高维特征的维数,采用判别树法根据水果的果径、缺陷区域和颜色进行分类,采用改进的支持向量机根据果形、纹理和成熟度进行分级,结合各单一特征对苹果进行综合评估,旨在为苹果分级检测技术的发展提供依据。

## 1 系统概述

机器视觉是集动力学、光学设备、电磁感应、数字视频和图像处理技术的系统学科<sup>[7]</sup>。为了解决人工分类精度差的问题,国内外制造商开始使用机器视觉对苹果质量进行分级<sup>[8]</sup>。如图1所示,在传送带的驱动下,苹果和传送带沿相同方向运行,穿过暗箱3时,3个内部视觉传感器分别从顶部和侧面拍摄苹果照片,从而可以一次收

**基金项目:**四川省科技计划软科学研究项目(编号:2019JDR0030)

**作者简介:**李学军,女,四川大学副教授,硕士。

**通信作者:**程红(1987—),女,成都理工大学副教授,博士。

E-mail: abmart@foxmail.com

**收稿日期:**2020-09-16

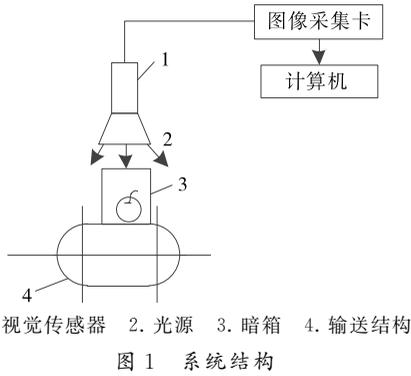


Figure 1 System structure

集每个苹果 90% 以上的表面信息。图像采集完成后,将 3 个不同角度的采集图像发送至计算机,由图像采集卡进行处理,并通过软件编程完成图像的预处理。再根据标准提取苹果的特征参数,并根据果径、缺陷面积、颜色、果形、纹理和成熟度对苹果进行分级<sup>[9]</sup>。

## 2 基于决策融合的苹果分级

苹果在线分级检测是实现苹果商业化的重要途径,不仅要满足分类精度要求,还要满足速度要求<sup>[10]</sup>。苹果分级过程中,各特征间无关性且单一特征无法确定苹果的等级,因此引入决策融合概念。采用基于决策树分类模型和改进的支持向量机分类模型结合的决策融合方法实现苹果的分级。

### 2.1 特征提取

(1) 果径  $R$ :按式(1)计算<sup>[11]</sup>。

$$R = \frac{1}{C_p} 2P_e \sqrt{N_p/\pi}, \quad (1)$$

式中:

$N_p$ ——苹果区域内像素数;

$P_e$ ——像素当量;

$C_p$ ——图像压缩率。

(2) 缺陷面积  $S$ :按式(2)计算<sup>[12]</sup>。

$$S = N_q \left(\frac{P_e}{C_p}\right)^2, \quad (2)$$

式中:

$N_q$ ——苹果缺陷区域中的像素数。

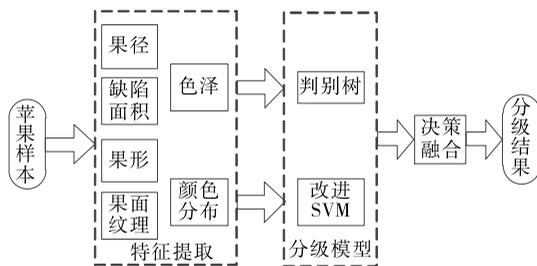


图2 苹果分级流程

Figure 2 Apple grading process

(3) 色泽  $Q$ :苹果红色区域中的像素数与像素总数之比<sup>[13]</sup>。

(4) 果形:使用凸度  $D_c$  表示水果形状的规则度,并按式(3)计算<sup>[14]</sup>。

$$D_c = \frac{S_o}{S_c}, \quad (3)$$

式中:

$S_o$ 、 $S_c$ ——目标和目标最小凸壳的像素数。

(5) 果面纹理:纹理可以表示苹果表面的光滑性。通过灰度共生矩阵对纹理特征进行分析,采用对比度、能量、熵和逆差矩描述纹理特征<sup>[15]</sup>。

(6) 成熟度:苹果的成熟度特征主要包括 R 分量平均值和方差、G 分量均值与方差、平均灰度 5 个参数值<sup>[16]</sup>。

### 2.2 判别树分级

判别树可以清楚地显示条件、决策与下一步的逻辑关系<sup>[17]</sup>。使用以下步骤创建决策表:

(1) 确定判断的必要条件,只能是发生(Y)或不发生(N)两种值<sup>[18]</sup>。

(2) 根据情况确定适当的动作。

(3) 排除所有组合。

(4) 以各种组合确定相应的动作,为条件项和动作项创建决策规则,并指导决策。

(5) 检查决策表中的决策规则是否冗余<sup>[19]</sup>。

根据果实直径、缺陷面积和色泽特征,以评分指标建立判别树模型,对样本进行判断,得出候选等级,其层次结构如图 3 所示。

### 2.3 改进 SVM 分级

为了满足分类的实时要求,有必要对高维特征进行降维处理。由于特征集是非线性的,因此引入核主成分分析以降低高维特征的维数<sup>[20]</sup>。为了避免在降维训练中盲目选择参数,使用“粒子群优化”来优化径向基函数的参数<sup>[21]</sup>。

(1) 核主成分分析:设输入样本矩阵  $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ,对  $\mathbf{X}$  进行非线性变换  $\varphi(\cdot)$  映射向特征  $F$  空间。设  $j=1, 2, \dots, N$ ,协方差矩阵为<sup>[22]</sup>:

$$C = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \varphi(x_j) \varphi(x_j)^T. \quad (4)$$

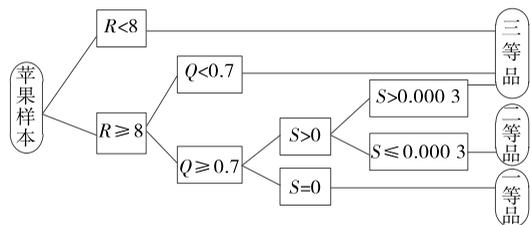


图3 判别树分级流程

Figure 3 Apple grading process

解方程  $\lambda v = Cv$  的特征值  $\lambda$  和特征向量  $v$ , 设  $i = 1, 2, \dots, N$ , 存在系数  $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N\}$ 。特征向量  $v$  为:

$$v = \sum_{j=1}^N \varphi(x_j) \alpha_j \quad (5)$$

KPCA 利用核函数实现非线性变换, 定义核函数  $K(x_i, x) = [\varphi(x_i), \varphi(x)]$ , 则

$$N\lambda\alpha = K\alpha \quad (6)$$

设特征值  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p > 0 (p \leq N)$ , 则对应的向量为  $\alpha^1, \alpha^2, \dots, \alpha^p$ , 能得到特征空间  $F$  主轴方向,  $v^1, v^2, \dots, v^p$ 。设  $m = 1, 2, \dots, p$ , 任一向量  $x$  在特征空间  $F$  中第  $m$  个非线性主元  $t^m$  为

$$t^m = \langle v^k, \varphi(x) \rangle = \sum_{j=1}^N \alpha_j^m \langle \varphi(x_j), \varphi(x) \rangle \quad (7)$$

核函数选择径向基核函数:

$$K(x_i, x) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / g) \quad (8)$$

式中:

$g$  ——选定的参数。

(2) 粒子群优化的支持向量机: 使用“粒子”作为进化过程中优化问题的解决方案<sup>[23]</sup>。新粒子的位置由飞行速度  $v_1$  确定,  $v_1$  根据群进化过程的个体最优  $pbest_{id}$  和全局最优  $gbest$  计算:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (pbest_{id} - x_{id}^k) + c_2 r_2 (gbest - x_{id}^k) \quad (9)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (10)$$

式中:

$i = 1, 2, \dots, l$ ;

$d = 1, 2, \dots, o$ ;

$l$  ——粒子数;

$o$  ——维数;

$r_1, r_2$  —— $[0, 1]$ 的随机数;

$x_{id}^k, V_{id}^k$  ——第  $k$  次迭代的位置和速度;

$c_1, c_2$  ——自学习和社会学习系数。

支持向量机是建立一个分类超平面, 作为非线性、小样本、高维实际问题的决策面, 具有良好解析能力。

假设训练样本  $x_i \in R^n, i = 1, 2, \dots, L$ , 标签向量  $y_i = \pm 1$  和核函数  $K$ ,  $a_i$  为每个样本的 Lagrange 乘数。对于特定的分类问题, 关键是计算  $a_i$ , 构造和求解优化问题如式(11)所示<sup>[24]</sup>。

$$\begin{cases} \max_a W(a) = \sum_{i,j=1}^L a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^L a_i a_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \sum_{i=1}^L y_i a_i = 0, 0 \leq a_i \leq \zeta \end{cases} \quad (11)$$

式中:

$\zeta$  ——惩罚因子。

由式(11)可得最佳解  $a^* = (a_1, a_2, \dots, a_L)^T$ , 偏项  $b^*$  为

$$b^* = y_i - \sum_{i,j=1}^L y_i a_j^* K(x_i, y_j) \quad (12)$$

则 SVM 的分类函数  $P(x)$  为:

$$P(x) = \text{sgn}[\sum_{i,j=1}^L y_i a_i^* K(x, y_i) + b^*] \quad (13)$$

式中:

$\text{sgn}(\cdot)$  ——符号函数(径向基函数作为核函数)。

因为支持向量机只适用于两类, 所以使用一对一的识别策略。对于 3 类的问题, 需要创建 3 个分类函数。在对样本进行分类时, 其结果是通过投票产生的。

由于对支持向量机的参数  $\zeta$  和核参数  $g$  影响较大。为了避免盲目选择参数, 引入全局遍历能力较好的粒子群优化算法(PSO-SVM), 其分级流程如图 4 所示。

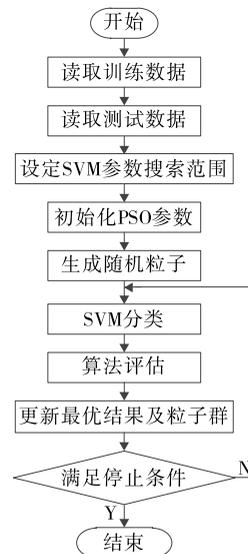


图 4 PSO 优化 SVM 分类流程

Figure 4 Virtual machine allocation process

### 3 基于决策融合的水果分级

将判别树分级结果与粒子群优化的支持向量机分类结果进行决策融合, 可以避免单个分类器的局限性, 并为不同的分级方法进行优势互补。使用 C-SVC 分类类型和 RBF 核函数, 网格方法参数的搜索范围为  $[1e-1, 1e2]$ 。考虑到 PSO 算法的随机性, 将 5 次运算后的最优值作为最终结果。对于苹果样本, 决策融合策略是: 将判别树分类模型的分类结果与粒子群优化支持向量机分类模型进行比较, 最终样本分别对应于两个结果的较低级别。例如, 对于特定样本, 如果判别树分类模型的分类级别为一级, 而粒子群优化支持向量机分类模型的分类级别为二级, 则苹果样本的级别为二级。

利用基于机器视觉的苹果在线检测分级系统采集苹果图像, 对背景区域进行裁剪以减少背景区域在图像框架中的比例。经排序和分类后, 每个级别选择 1 000 个苹果样本, 训练样本 500 个, 待识别样本 500 个。

为了验证融合决策的有效性,将文中分级方法与判别树分级方法、SVM、KPCA-SVM 分级方法和 KPCA-PSO-SVM 分级方法进行比较。每次随机在苹果图片中抽取 1 000 张苹果图片,进行 7 次测试识别,其结果见表 1。

由表 1 可知,判别树的分类精度高于单个 SVM 分类器的识别结果。与单个 SVM 分类器相比,使用 KPCA 降维功能进行 SVM 分类不仅可以提高识别精度,还可以提高分类率。与单一分类器相比,决策融合明显提高了苹果识别的准确性。试验方法的分类速度与 KPCA+PSO-SVM 相同,但其准确率提高了 0.61%。因此,试验分类方法不仅提高了识别能力,还满足了实时性要求。

为了验证试验检测方法的准确性,选择 500 个有缺

陷的苹果和 1 000 个完好的苹果(一级苹果和二级苹果各 500 个),并通过试验采集所需的苹果图像进行测试,结果见表 2。由表 2 可知,采用试验分类方法分别检出一等品 497 个,二等品 507 个,三等品 496 个;6 个一等品被错误地分类为二等品,3 个二等品被错误地分类为一等品,7 个二等品被错误地分类为三等品,11 个三等品被错误地分类为二等品;平均分类准确率为 98.20%。

若按缺陷果和完好果进行划分,其识别结果准确率如表 3 所示。由表 3 可知,缺陷和完整苹果的识别率分别为 97.80%,98.40%,说明文中所提出的决策融合方法具有实用性,分类准确率可以达到 98%以上,平均分类率为 4 个/s,不仅提高了识别精度,还满足了实时性要求。

表 1 分级方法对比

Table 1 Detection result

分类方法	平均分级速度/ (个·s <sup>-1</sup> )	识别精度/%							平均值/ %
		1	2	3	4	5	6	7	
判别树	3	88.50	90.10	89.10	89.50	89.20	88.90	88.20	89.07
SVM	3	86.20	85.90	86.00	86.20	85.90	85.80	86.20	86.03
KPCA-SVM	3	93.20	92.10	92.90	91.20	92.20	91.80	93.50	92.41
KPCA-PSO-SVM	4	97.40	97.30	97.60	97.10	97.10	97.10	98.10	97.39
试验方法	4	98.00	97.80	98.40	97.80	97.80	97.70	98.50	98.00

表 2 等级分类结果

Table 2 Detection result

等级	测试 样本数	分级 准确数	准确率/ %	平均准 准确率/%
一等品	500	494	98.8	98.20
二等品	500	490	98.0	
三等品	500	489	97.8	

表 3 识别结果

Table 3 Detection result

样本	样本数	分级 准确数	准确率/ %	分级速度/ (个·s <sup>-1</sup> )
缺陷果	500	489	97.80	4
完好果	1 000	984	98.40	4

## 4 结论

研究了一种判别树和改进支持向量机决策融合的苹果分级方法。结果表明,该方法的分类准确率>98%,该融合方法具有实际应用价值。但该方法没有对苹果缺陷进行细分,后续将不断改进和完善基于决策融合的苹果分级检测技术。

### 参考文献

[1] 薛勇,王立扬,张瑜,等.基于Goog Le Net 深度迁移学习的苹果缺陷检测方法[J].农业机械学报,2020,51(7):30-35.

[2] 项辉宇,薛真,冷崇杰,等.基于Halcon的苹果品质视觉检测试验研究[J].食品与机械,2016,32(10):123-126.

[3] 赵利平,吴德刚.基于小波与模糊相融合的苹果分级算法[J].食品与机械,2020,36(4):142-145.

[4] 王阳阳,黄勋,陈浩,等.基于同态滤波和改进K-means的苹果分级算法研究[J].食品与机械,2019,35(12):47-51,112.

[5] 王立扬,张瑜,沈群,等.基于改进型LeNet-5的苹果自动分级方法[J].中国农机化学报,2020,41(7):105-110.

[6] 樊泽泽,柳倩,柴洁玮,等.基于颜色与果径特征的苹果树果实检测与分级[J].计算机工程与科学,2020,42(9):1599-1607.

[7] 郭亚,朱南阳,夏倩,等.中国农业物联网及“互联网+农业”进展[J].世界农业,2018,40(7):202-209.

[8] 刘云,杨建滨,王传旭.基于卷积神经网络的苹果缺陷检测算法[J].电子测量技术,2017,40(3):108-112.

[9] 刘杨洋,苏建徽.一种分布式电力电子环网拓扑及时钟同步算法[J].电测与仪表,2018,55(17):37-42.

[10] HU Jian-jiang, FICHTNER Maximilian, BARICCO Marcello. Preparation of Li-Mg-N-H hydrogen storage materials for an auxiliary power unit[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2017, 42(27): 17 144-17 148.

[11] LIU Guang-ming, YANG Ming-gan, LANG Guang, et al. Analysis of the heat generation of lithium-ion battery during charging and discharging considering different influencing factors[J]. Journal of Thermal Analysis & Calorim-

etry, 2014, 116(2): 1 001-1 010.

[12] ULRIKE K, FRIDOLIN R, ERANDA H, et al. Review: Dynamic models of Li-Ion batteries for diagnosis and operation: A review and perspective[J]. Journal of the Electrochemical Society, 2018, 165(16): 3 656-3 673.

[13] HOU Kai-yuan, SHAO Guang-hui, WANG Hai-ming, et al. Research on practical power system stability analysis algorithm based on modified SVM[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(2): 2-7.

[14] GAUTAN J V, PRAJAPATI H B, DABHI V K, et al. Empirical study of job scheduling algorithms in hadoop MapReduce[J]. Cybernetics and Information Technologies, 2017, 21(1): 146-163.

[15] CAETANOC E F, LIMAA B, PAULINO J O S, et al. A conductor arrangement that overcomes the effective length issue in transmission line grounding[J]. Electric Power Systems Research, 2018, 46(5): 159-162.

[16] SONG Zi-you, LI Jian-qiu, HOU Jun, et al. The optimization of a hybrid energy storage system at subzero temperatures: Energy management strategy design and battery heating requirement analysis[J]. Applied Energy, 2015, 159: 576-588.

[17] KERESZTES J C, GOODARZI M, SAEYS W. Real-time pixel based early apple bruise detection using short wave infrared hyperspectral imaging in combination with calibration and glare correction techniques [J]. Food Control, 2016, 66(1): 215-226.

[18] JIA Zhi-wei, WANG Li-jun, ZHANG Jin-chuan, et al. High efficiency, low power-consumption DFB quantum cascade lasers without lateral regrowth [J]. Nanoscale Research Letters, 2017, 12(1): 88-95.

[19] AZUMAYA C M, DAYS E L, VINSON P N, et al. Screening for AMPA receptor auxiliary subunit specific modulators[J]. PLoS One, 2017, 12(3): 1 523-1 538.

[20] FAN Cheng-li. Hybrid artificial bee colony algorithm with variable neighborhood search and memory mechanism[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2018, 29(2): 405-414.

[21] 王冉冉, 刘鑫, 尹孟, 等. 面向苹果硬度检测仪的声振信号激励与采集系统设计[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2020, 46(1): 111-118.

[22] 赵利平, 吴德刚. 基于小波与模糊相融合的苹果分级算法[J]. 食品与机械, 2020, 36(4): 142-145.

[23] 杨双艳, 杨紫刚, 张四伟, 等. 基于近红外光谱和 PSO-SVM 算法的烟叶自动分级方法[J]. 贵州农业科学, 2018, 46(12): 141-144.

[24] 于蒙, 李雄, 杨海潮, 等. 基于图像识别的苹果的等级分级研究[J]. 自动化与仪表, 2019, 34(7): 39-43.

(上接第 48 页)

[e] 醋蒽烯单体化合物标准品, 在此基础上, 优选色谱柱及参数进行分离检测。

参考文献

[1] 胡碧清, 叶佳, 李倩莲, 等. 基于共价有机骨架-MSPE-HPLC-UV 法测定多环芳烃[J]. 食品与机械, 2019, 35(11): 64-69, 197.

[2] 谢剑平, 刘惠民, 朱茂祥, 等. 卷烟烟气危害性指数研究[J]. 烟草科技, 2009(2): 5-15.

[3] 吴丽洒, 赵明月, 葛畅, 等. 固相萃取-GC/MS 法同时测定卷烟主流烟气中的 16 种多环芳烃[J]. 烟草科技, 2018, 51(4): 46-52.

[4] 仲新华, 周梦春. ASE 萃取-HPLC 法测定烟气中多环芳烃[J]. 干旱环境监测, 2010(4): 212-217.

[5] 张峻松, 戴勇, 贾春晓, 等. 卷烟主流烟气中苯并[a]芘的 HPLC 测定[J]. 烟草科技, 2003(4): 22-24.

[6] 陈玉松, 王昇, 余晶晶, 等. LC-MS/MS 测定尿液中的 11 种多环芳烃生物标志物[J]. 烟草科技, 2012(4): 37-43.

[7] 王伟, 赵明月, 赵晓东, 等. 卷烟主流烟气中多环芳烃的全二维气相色谱/飞行时间质谱分析[J]. 烟草科技, 2007(10): 26-30.

[8] 王晶, 龙君, 安泓沟, 等. 离子液体富集-GC/MS 法测定卷烟主流烟气中的 3 种 PAHs[J]. 烟草科技, 2016(1): 46-53.

[9] 罗彦波, 陈小静, 姜兴益, 等. 一种同时测定卷烟主流烟气中烟草特有 N-亚硝胺和多环芳烃的方法: 105675757A[P]. 2016-06-15.

[10] 崔华鹏, 刘绍锋, 陈黎, 等. 一种气相色谱-串联质谱同时检测卷烟主流烟气中苯酚、NNK 和苯并[a]芘的方法: 104535695A[P]. 2015-04-22.

[11] 刘建福, 喻昕, 刘德华, 等. 固相萃取和气相色谱-质谱法测定主流烟气中苯并[a]芘的研究[J]. 色谱, 2002, 20(2): 187-189.

[12] 周仕禄, 许锴霖, 董永智, 等. PTV-GC/MS-SIM 法检测卷烟烟气中的 B[a]P[J]. 中国烟草科学, 2007, 28(2): 19-22.

[13] 王春兰, 汪军霞, 胡静, 等. 加速溶剂/固液固萃取-气相色谱/质谱法分析卷烟中苯并[a]芘[J]. 分析化学, 2013, 41(7): 1 069-1 073.

[14] 蔡洁云, 王惠平, 陈新瑞, 等. GC-MS/MS 法快速测定卷烟主流烟气中苯并[a]芘的含量[J]. 云南民族大学学报(自然科学版), 2018, 27(2): 95-101.

[15] TARRANT J E, MILLS K, WILLIARD C. Development of an improved method for the determination of polycyclic aromatic hydrocarbons in mainstream tobacco smoke[J]. Journal of Chromatography A, 2009, 1 216(12): 2 227-2 234.

[16] WANG Xiao-yu, WANG Yuan, QIN Ya-qiong, et al. Sensitive and selective determination of polycyclic aromatic hydrocarbons in mainstream cigarette smoke using a graphene-coated solid-phase microextraction fiber prior to GC/MS[J]. Talanta, 2015, 140: 102-108.