文章编号:1001-9014(2025)05-0781-09 DOI:10. 11972/j. issn. 1001-9014. 2025. 05. 016

烟叶品质关键参数高光谱检测技术及装备研究综述

黄 瑾[1], 张立福[2*], 徐淑浩[3], 孙雪剑[2], 段宜杉[3*] 赵之鹏[4], 翟浩然[4], 王 倩[5]

(1. 西华师范大学 地理科学学院,四川 南充 637009;
2. 中国科学院空天信息创新研究院,北京 100101;
3. 红云红河烟草(集团)有限责任公司,云南 昆明 650231;
4. 天津中科谱光信息技术有限公司,天津 300384;
5. 天津师范大学 地理学部,天津 300387)

摘要:概述了高光谱检测技术在烟叶品质关键参数无损检测中的应用研究进展。探讨了利用该技术对烟叶中的总糖、还原糖、总氮、烟碱、淀粉、氯和钾等化学成分进行快速检测的方法及装备。指出了不同烟草样本形态对光谱数据的影响。分析了高光谱技术在烟草田间管理、采收优化、在线分级等应用场景中的优势与挑战。提出了高光谱技术与人工智能结合构建烟叶化学成分预测模型的广阔前景,为提升烟草行业的检测效率和质量提供了科学依据与参考。

关 键 词:高光谱检测; 烟叶品质; 综述; 化学成分分析; 高光谱装备
中图分类号:S127 **文献标识码**: A

A review on the research of hyperspectral detection technology and equipment for key quality parameters of tobacco leaves

HUANG Jin[1], ZHANG Li-Fu[2*], XU Shu-Hao[3], SUN Xue-Jian[2], DUAN Yi-Shan[3*], ZHAO Zhi-Peng[4], ZHAI Hao-Ran[4], WANG Qian[5]

(1. School of Geographical Sciences, China West Normal University, Nanchong 637009, China;
2. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;
3. Hongyun Honghe Tobacco (Group) Co., Ltd., Kunming 650231, China;
4. Progoo Information Technology Co., Ltd., Tianjin 300384, China;
5. Department of Geography, Tianjin Normal University, Tianjin 300387, China)

Abstract: An overview is provided of the research progress in the application of hyperspectral detection technology for non-destructive testing of key parameters in tobacco leaf quality. Methods and equipment for the rapid detection of chemical components such as total sugar, reducing sugar, total nitrogen, nicotine, starch, chloride, and potassium in tobacco leaves using this technology are explored. The impact of different tobacco sample forms on spectral data is pointed out. The advantages and challenges of hyperspectral technology in applications such as field management, harvest optimization, and online grading in tobacco production are analyzed. The promising prospects of combining hyperspectral technology with artificial intelligence to build predictive models for tobacco leaf chemical composition are proposed. This combination provides scientific evidence and references for improving detection efficiency and quality in the tobacco industry.

Key words: hyperspectral detection, tobacco leaf quality, review, chemical composition analysis, hyperspectral equipment

收稿日期:2025-01-20,**修回日期**:2025-02-15 **Received date**:2025-01-20,**Revised date**:2025-02-15
基金项目:国家自然科学基金(42201387)
Foundation item:Supported by the National Natural Science Foundation of China (42201387)
作者简介(Biography):黄瑾(1984—),女,湖北襄阳人,讲师,博士学位,主要研究领域为资源与环境遥感、高光谱技术及应用. E-mail: huangjin0522@cwnu. edu. cn
*通讯作者(Corresponding authors): E-mail: zhanglf@aircas. ac. cn;;940449648@qq. com

引言

烟草作为我国重要的经济作物，在农业生产和经济发展中占据着重要地位。烟叶品质直接决定了烟草制品的市场竞争力和消费者的满意度，因此烟叶品质的检测与控制成为烟草行业关注的的核心问题之一。在烟叶品质检测中，总糖、还原糖、总氮、烟碱、淀粉、氯和钾等化学成分是影响烟叶质量和最终产品风味的关键参数[1]。这些参数的精确测定对烟叶的分级、加工和市场定位具有重要意义。

传统的烟草品质鉴定方法主要通过感官评估来进行。感官评估法主要依赖专家的主观评价，如色泽、外观、香气和口感等，是烟草品质鉴定中最为直观的手段，常应用于烟草的初级选购和分级。然而，感官评估法的局限性在于其主观性强、易受个人经验的影响，并且需要评估人员频繁吸烟，对健康非常有害，因此难以在大量样品的快速检测中应用[2]。

常规的烟草化学成分分析方法通常是在实验室测量，包括气相色谱法（GC）、液相色谱法（LC）[3]、分光光度法[4]等。GC具有高分离效率和灵敏度，适合分析烟碱、焦油及其他挥发性有机化合物，但样品前处理复杂且仪器成本较高；LC能够精确分析总氮、总糖、还原糖和淀粉等非挥发性或极性较高的化合物，然而操作复杂、分析时间较长且成本较高；分光光度法工作波段在可见光和紫外光范围，操作简便、快速且成本较低，但仅适用于具有显著吸收特征的化合物，如总尼古丁和焦油含量。这些传统实验室的检测方法分析的组分有限，破坏性大且时效性差，已不能满足当前精准农业的需求。

光谱无损检测技术是近年来烟草品质检测中发展迅速的一种非破坏性手段，凭借其快速、无损、无需化学试剂等优点备受关注[5]。近红外光谱技术（NIR）自20世纪60年代起在农业领域崭露头角，并逐步引入烟草行业，成为检测烟草化学成分的重要工具[6]。通过分析烟草样品对近红外光谱的吸收，NIR技术能够有效测定烟草中的水分、总糖、还原糖、总氮、烟碱、淀粉、氯和钾等多种成分，为品质控制和改进提供了重要的数据支持[7]。傅里叶变换近红外光谱仪（FT-NIR）作为基于NIR技术的先进装备，利用干涉仪提高了光谱分辨率和信噪比，从而使检测结果更加精准。FT-NIR至今仍是烟草品质检测的重要手段之一。根据郝贤伟等[8]的研究，基于近红外光谱技术能够快捷、全面地评价片烟的常规化学成分、香型及感官质量。然而，由于其复杂的结构和高昂的成本，FT-NIR装备主要局限于实验室使用，在现场检测中的灵活性受到限制。随着高光谱技术的快速发展，便携式光谱仪和成像光谱仪自2000年代起逐渐在烟草品质检测中普及。例如，刘延等[9]利用Field Spec 3便携式地物光谱仪，实现了对田间云烟97号叶片中钾含量估测模型的建立；赖佳政[10]通过机载光谱成像仪遥感技术，监测了烤烟的氮营养状况，证明了高光谱技术在烟草生产现场的应用潜力。这些仪器集成了先进的光谱分析技术，具有体积小、重量轻的优势，能够便捷地在田间、生产线等现场环境中进行快速检测。高光谱技术的应用使得烟草品质检测更加高效和精确，极大地提升了现场检测的效率和灵活性[11]。

尽管高光谱技术在烟叶品质检测中展现了诸多优势，但其实际应用仍面临一些挑战。首先，不同样品形态（如粉末、整叶、非离体样本）对光谱特性的影响较大，如何在不同形态样本间实现模型的稳定性和适用性仍是亟待解决的问题[12]。其次，高光谱数据量庞大，如何降维和去噪，以建立准确、鲁棒的检测模型，成为当前研究的重点。此外，光谱仪器的便携化和智能化水平尚需进一步提升，以满足烟草生产中对快速、现场检测的需求。

本研究系统探讨了高光谱检测技术在烟叶品质检测中的应用及前景，涵盖了样本形态变化对光谱特性的影响、高光谱检测装备及技术发展、检测模型的构建与优化，以及高光谱技术在烟草品质检测中的实际应用与未来发展方向。通过这些探讨，旨在推动烟叶品质控制技术的升级与产业发展。

1 烟叶品质检测关键化学参数

决定烟草品质与风味的化学成分主要包括糖、总氮、烟碱、淀粉、氯和钾等[13, 14]。糖分含量在烟叶中主要以总糖和还原糖两种形式存在，是烟叶感官质量的重要因素之一，影响烟草的香气和口感，糖量适中有助于增强烟草的香气[15]。总氮含量决定烟叶的辣度和柔和度，适量的氮含量能使烟味更加柔和[16]。烟碱决定烟气的劲头和上瘾性，含量适中能提供理想的口感和满足感。淀粉是烟叶中重要的储能成分，其含量会影响烟叶的香味和燃烧性[17]。氯和钾离子含量影响烟叶的柔细度和燃烧性[18]。用烟草化学成分含量来评价烟叶的品质，使烟叶的品质鉴定更具科学性和准确性。

高光谱技术能够有效地检测出烟叶品质的这

些关键化学参数。这些化学成分中的C-H、N-H、O-H等含氢基团在近红外谱段产生特征性的吸收峰,通过检测这些吸收峰的强度和形态变化,可以实现对各化学成分的快速且无损的定量分析。结合先进的数据处理和多变量分析方法,能够有效提高预测模型的准确性和可靠性。例如,Zhang 等[19]利用近红外光谱结合支持向量机(SVM)对烟草中的总糖、还原糖、烟碱和总氮等化学成分进行了定量分析,结果表明SVM在处理少量样本时表现出较高的预测精度和良好的泛化能力。这一研究为烟叶品质的高光谱快速检测提供了有力的技术支持;吴丽君等[20]通过正交信号校正法(OSC)和主成分回归(PCR)相结合的方法,成功建立了烟叶中总糖、还原糖、烟碱、总氮、淀粉和挥发性碱六种化学成分的定量模型,研究显示OSC-PCR方法显著提高了模型的稳定性和预测性能。

2　烟叶检测样本的形态演变

烟叶样本的形态特征(如厚度、表面粗糙度、含水量和颜色均匀性)会显著影响其高光谱曲线特征。厚度和表面粗糙度影响光线的穿透深度和反射率,含水量会增强近红外波段的水分吸收峰,而颜色不均匀性和老化色变则导致光谱曲线的波动[21]。因此在分析高光谱技术在实际应用中的精度时,样本的形态是必须考虑的因素。

粉末样本:早期的烟叶光谱检测研究大多采用粉末样本,主要在实验室中完成。段焰青等[22]研究了粉末样本的粒度和光谱分辨率对烟碱含量预测模型的影响,发现细粉末样本的光谱预测效果优于粗粉末样本,提供了较高的模型稳定性和准确性。粉末样本易于控制和重复,适用于精确的实验室环境分析。

整叶样本:随着近红外光谱技术的发展,为实现烟叶品质的无损检测,整叶样本开始应用。宾俊等[23]对整叶采样方式进行了系统研究,通过不同的采样点数和方法提升了光谱数据的代表性和一致性。整叶采样的优势在于无需对烟叶进行破坏性处理,更加贴近实际应用场景。

非离体样本:为了实现田间的快速检测,非离体样本逐渐受到关注。刘延等[9]利用便携式地物光谱仪采集了非离体叶片的光谱数据,这种方法能够直接在田间对烟叶进行检测,适合实时监测烟叶生理生化参数。这一方法有效提高了检测效率,为烟叶种植管理提供了重要支持。

多形态样本:近年来,为进一步优化光谱检测模型的适用性,多种样本形态(如鲜烟叶、烤后烟叶和卷烟丝)被广泛应用。为应对不同形态样本在光谱特性上的差异,近年来的研究逐渐关注如何在多种样本形态间实现模型转移。谭观萍[24]利用模型转移技术,使得基于粉末样本建立的模型可以扩展至卷烟丝和整叶样本,实现了模型的通用性和跨装备应用。这一发展进一步提升了光谱检测的实际应用效果和场景适应性。

综上所述,烟叶光谱检测的样本形态已从粉末形式扩展到整叶、非离体和多形态样本,满足了不同生产环节的检测需求与应用场景。由于厚度、表面粗糙度、含水量与颜色均匀性等形态因素会显著影响高光谱曲线特征,在进行精确分析时通常需要统一烟叶样本的厚度或采用标准正态变量变换与微分处理等预处理方法,以减少形态因素带来的干扰。

3　高光谱检测装备及应用进展

高光谱检测技术的快速发展得益于光谱仪器的创新与进步,烟叶品质检测装备从早期的实验室专用大型光谱仪逐步发展到便携化、在线化的高光谱检测系统。

傅里叶变换近红外光谱仪(FT-NIR):自20世纪末以来,FT-NIR逐渐应用于烟草成分检测,以其高分辨率和高灵敏度被广泛应用于实验室环境下的烟叶检测。FT-NIR光谱仪在检测烟叶品质的关键化学成分方面具有较高的准确性,其工作波段通常在4 000~10 000 cm^{-1}之间,光谱分辨率可达8 cm^{-1}。代表装备包括Perkin Elmer公司的IdentiCheck光谱仪、Thermo Fisher公司的Antaris型光谱仪和Bruker Optics公司生产的MPA型光谱仪等。例如,王家俊[25]利用IdentiCheck FT-NIR分析系统测定了烟叶中的总氮、总糖和烟碱含量;马翔等[26]利用MPA FT-NIR研究了测定烟碱、总糖和总氮三种组分的最佳谱段范围;邓亮等[27]利用Antaris FT-NIR验证了快速测定烟碱、总氮和总糖含量的可行性。近年来,FT-NIR装备在检测精度、样品处理效率上不断优化,并且能够支持多参数分析及在线监测。代表装备有Bruker Optics公司的MATRIX-E和Thermo Fisher公司的Antaris II等在线傅立叶变换近红外光谱分析仪。随着烟叶加工过程对实时质量监测的需求增加,在线高光谱检测装备逐渐应用于烟叶的生产线上。例如朱红波[28]利用MATRIX-E收集制

丝线上的烟丝光谱，建立了在线烟丝含水率、总植物碱、总糖、总氮、还原糖、氯、钾的预测模型，其预测精度满足生产线监测要求，展现出良好的应用前景；束茹欣等[29]利用Antaris II建立了烟叶总还原糖的近红外光谱稳健模型，实现了其在多台近红外仪的直接共享和长期应用。

便携式地物光谱仪：便携式地物光谱仪的问世使得烟叶品质检测能够从实验室走向生产现场。代表性装备有ASD公司生产的Field Spec系列光谱仪和B&W Tek公司的i-Spec光谱仪。通过轻便化设计，使得烟叶品质检测在田间或生产线上成为可能。该类型光谱仪的工作波长范围通常在350~2 500 nm之间，能够高效检测多种参数。中科谱光公司的H1700光谱仪是专门应用于烟草行业的便携式烟草光谱分析仪（波段范围400~1 700 nm），具备了较高的分辨率和采样间隔，如图1所示，其关键参数如表1所示。便携式光谱仪的发展有效提升了检测的灵活性和适应性。例如，Jia等[30]利用Field Spec Pro FR光谱仪进行了烤烟氮含量估算的研究，通过连续两年在田间进行光谱反射与氮含量数据收集，并基于光谱指数与BP神经网络模型建立了预测模型，该模型能够有效监测烟草氮含量，优化田间肥料使用与管理；Sun等[30]利用Field Spec 3光谱仪开展了烟草叶片水分含量检测研究，现场数据采集使得研究人员能够快速、非破坏性地识别烟叶水分含量，及时为烟草田间管理提供决策依据；Guo等[31]利用Field spec 3光谱仪在田间的三个关键生长时期（莲座期、旺盛生长期和打顶期）进行了烟草叶片氮含量的高光谱多元线性预测模型研究，该模型能够准确监测烟草叶片在整个生长期间的氮含量，以满足对烟草质量的高要求。此类装备也可以通过模块化设计部署在烟叶检测生产线上，实现对烟叶品质多参数的实时在线监测，代表装备如B&W Tek公司的线性InGaAs阵列光谱仪，例如Wei等[32]利用该装备和深度迁移学习技术，实现了对烤烟过程中水分、淀粉、蛋白质和可溶性糖含量的在线监测；Guo等[33]利用该装备开发的模型能够有效减少水分对近红外光谱的影响，快速高效准确地同时量化烟草中的70种化学成分。

高光谱成像仪（HSI）：HSI综合了光谱和图像信息，可在空间和光谱维度上同时捕捉烟叶样品的丰富信息[34]。代表性装备包括Specim公司的FX系列高光谱相机，Resonon公司生产的Pika系列成像光谱仪，以及双利合谱公司的GaiaField、GaiaSky等系列高光谱成像系统。高光谱成像的优势在于能够在短时间内获取整张烟叶的空间光谱信息，为实时、全面的烟叶质量评估提供了可能性。例如，Divyanth等[35]使用Specim FX17（波段900~1 700 nm），通过高光谱成像结合多种机器学习算法，开发出快速、无损的烟草尼古丁含量预测方法；Lu等[36]利用GaiaField（波段400~1 000 nm）采集了未熟、欠熟、成熟和过熟四个阶段的213份烟叶样本的高光谱影像，构建了一个高精度的烟叶成熟度分类模型。HSI的实时性使得它也被应用于在线工业方面，例如Soares等[37]将Specim Spectral Imaging，SWIR spectral camera（波段1 000~2 500 nm）搭载在烟草传送带上，采用近红外高光谱成像结合化学计量学方法，实现了对烟草中生物碱、糖类、硝酸盐、多酚、类胡萝卜素、脂肪酸和烟草特异性亚硝胺等多种化学成分的同时定量分析，该方法能够在图像采集后5秒内提供化学分析结果；Pontes等[38]采用同款设备开发了一种基于近红外高光谱成像和偏最小二乘判别分析（PLS-DA）的快速在线分类方法，同样能

图1 H1700便携式烟草光谱分析仪

Fig. 1 H1700 portable tobacco spectrometer

表1 H1700核心参数

Table 1 Core parameters of H1700

参数名称	规格或说明
通道数	优于370
光谱分辨率	优于15nm，最高可达3 nm
光谱采样间隔	最高优于2 nm
装备尺寸	216 mm×230 mm×81 mm
装备重量	≈1 000克（含电池）
光源	内置卤素光源
工作温度	-10°C - +40°C
防护等级	IP54
供电方式	18650锂电池

够在5秒内对烤烟和雪茄烟进行准确分类。随着航空航天技术的发展,将HSI搭载在无人机或飞机上,能够快速对大面积的烟草种植区域进行扫描和数据采集。例如蒋薇等[39]使用无人机搭载GaiaSky(波段400~1 000 nm)在烤烟田间的关键生育期采集冠层反射光谱数据,通过特定算法去除土壤效应并建模,提高了烟草叶面积指数和烟碱含量的精度;Zhang等[40]利用同系列机载HSI,采用特征选择结合集成学习方法建模,开发出用于快速准确估算烟草叶片氮含量的高性能模型。相比传统的地面监测方法,无人机平台大大提高了监测效率,节省了时间和人力成本。

综上所述,高光谱检测技术在烟叶品质检测中正由实验室大型光谱仪逐步迈向便携化、在线化与成像化。FT-NIR凭借高分辨率和高灵敏度,在实验室环境下应用广泛;便携式地物光谱仪则通过轻量化设计,将检测场景从室内拓展至田间和生产线;HSI可同时获取烟叶的空间与光谱信息,为快速、全面的质量检测提供了可能;在线检测装备则满足了生产过程中对实时监控的需求。伴随着技术的不断创新并结合智能化数据分析,便携化、高效化、智能化将成为未来光谱装备发展的主要趋势。

4　高光谱检测技术模型发展

高光谱技术能够在连续的光谱范围内获取高分辨率的光谱信息,已成为农业领域研究作物生长状况和化学成分的重要工具。通过采集烟叶样品的光谱特征并结合化学计量学方法进行建模,可以实现多参数的定量与定性分析,从而精准预测烟叶的化学成分。反演模型从回归分析逐步发展到复杂的机器学习和深度学习方法。

传统回归模型(多元线性回归(MLR)、主成分回归(PCR)、偏最小二乘回归(PLS)等)因其简单性和解释性强,在烟叶化学参数反演中广泛应用。MLR和PCR适用于简单的线性关系,PLS则能够处理更复杂的多重共线性和高维数据。例如,邓亮等[27]PLS建立了烟草中烟碱、总氮、总糖的近红外预测模型,相关系数分别达到0.9932、0.9635和0.9810,验证了PLS在烟叶化学参数预测中的有效性;吴丽君等[20]通过正交信号校正法(OSC)和PCR相结合,成功建立了烟叶中六种化学成分的定量模型,有效解决了噪声、基线漂移等问题,提升了模型的稳定性和准确性;宾俊等[23]优化了近红外光谱的采集方法,并采用PLS建立了多个化学参数(总糖、还原糖、烟碱、总氮、钾和氯)的定量模型,进一步验证了PLS在复杂样本中的适用性;Guo等人[31]从田间冠层光谱、一阶导数光谱、高光谱参数和植被指数中选出与烟叶氮含量具有最佳相关系数的多变量,建立了MLR模型,实现了对烟叶氮含量的较准确预测。

支持向量机(SVR)和随机森林(RF)等机器学习方法,通过引入非线性核函数和集成学习策略,提升了模型在复杂数据中的表现。尤其在处理高维、高相关性的光谱数据时,表现出较好的灵活性和准确性。例如,Dou等[41]采用SVR与PLS结合,建立了尼古丁含量的反演模型,取得了良好的预测效果;Divyanth等[35]则结合高光谱图像和化学计量学模型,利用RF算法进一步提升了尼古丁含量的预测性能。

近年来,随着深度学习技术的快速发展,基于深度学习模型的高光谱数据分析方法逐渐兴起,并在烟叶化学参数反演中取得显著进展。陈达等[42]针对近红外光谱数据与总糖含量的非线性相关性,提出将PLS与人工神经网络(ANN)相结合的混合算法,显著提升了预测准确性。Wang等[43]提出了一种轻量级一维卷积神经网络(1D-CNN)模型,用于基于近红外光谱数据预测烟叶中的尼古丁含量。该模型通过平滑预处理和批量归一化,显著提高了预测的准确性,优于传统的SVR和PLS模型。

总体而言,模型的发展呈现出从简单线性方法向复杂非线性和深度学习方法的演进趋势。随着烟叶化学成分检测需求的提升,模型逐步增强了对复杂关系的处理能力和预测精度,同时也带来了更高的计算复杂度和实现难度。未来,结合不同模型的优势,开发更加高效、准确且可解释的混合模型,将是进一步提升烟叶化学参数反演能力的重要方向。

5　烟叶品质高光谱检测技术应用现状与前景

高光谱检测技术作为一种非破坏性、快速、高效的分析手段,在烟草品质管理的各个环节得到了广泛应用,包括田间生产、采收、加工以及质量控制。该技术能够实现对烟叶关键参数的定量分析,为烟草行业的质量控制提供科学依据。

5.1　应用现状

(1)田间生长监测与营养管理

在烟草田间生长阶段，高光谱技术通过非离体检测，对鲜烟叶中的总氮、叶绿素和水分含量等参数进行实时监测。吴秋菊等[44]指出，田间高光谱检测技术的应用有助于评估烟草生长的健康状态，优化施肥和灌溉方案，从而提高烟叶的产量和品质。此外，随着高光谱检测与无人机平台的整合[39]，其逐步应用于大规模种植区域的健康监测和病虫害识别，为精准农业提供了技术支持。由于鲜烟叶的高含水量，其光谱特征在水分敏感波段上表现出显著吸收峰，这些波段通常用于分析鲜烟叶的水分和生理生化状态。鲜烟叶的高光谱数据可通过便携式光谱仪实时获取，用于评估氮含量和叶绿素含量，从而有效指导农业管理。

(2)采收和烤制阶段的质量控制

在烟叶的采收和烤制过程中，高光谱检测技术主要用于分析烤后烟叶的化学成分，从而对品质进行有效控制[45]。高光谱分析可以准确预测烤后烟叶的品质参数，支持烟叶等级和市场价值的判断，同时通过实时光谱分析优化烘烤曲线和干燥条件，以提升产品一致性和质量。烤后烟叶因经过脱水处理，水分含量显著降低，光谱特征更直接反映化学成分变化，在加工和存储阶段的质量控制中具有重要应用价值。

(3)分级与在线检测

高光谱检测技术在烟叶分级和在线检测方面表现突出[32]，尤其适合于烟叶的批量化质量控制和成分分析。当前，许多大型烟草企业已在生产线上配备了近红外光谱(NIR)扫描系统，实现了烟叶品质多参数的实时在线检测。这种自动化的检测方式不仅减少了人工分级的不稳定性，还能够大大提升检测效率和数据准确性。

5.2 应用前景

(1)多源数据融合与多尺度监测

多源数据融合将为烟草种植到加工的全生命周期提供多尺度的监测数据。例如，结合多光谱、高光谱和热红外等技术，可以实现烟草种植区土壤水分、肥力、作物健康状况的综合监测。多源数据融合的技术将进一步优化烟草产业链的管理流程，为烟草生产提供更为全面的质量信息。

(2)小型便携式光谱仪和无人机的普及

随着光谱仪小型化的发展，便携式光谱仪和无人机搭载高光谱传感器逐渐进入烟草种植管理领域。此外，随着无人机的普及和技术成熟，在未来的大面积烟草种植管理中，高光谱无人机将更广泛地应用于烟草行业各个生产阶段的质量监测，推进农业智能化发展。

(3)长期模型维护与跨仪器模型传递

烟叶品质检测模型的长期维护与跨装备传递仍是当前高光谱检测技术中的难点之一。开发能够适应不同烟叶生长环境和装备的通用模型将成为研究的重点，为高光谱检测技术在烟草行业的推广提供更广阔的应用前景。

(4)智能化与自动化的发展

随着人工智能(AI)技术的发展，高光谱数据与AI算法的结合正在逐步实现烟叶检测的智能化。通过引入AI算法，可自动提取高光谱数据的特征，构建更加鲁棒的预测模型。智能化高光谱检测有望实现对生产过程的自动监控，进一步提高烟叶质量的一致性。

综上所述，高光谱检测技术在烟叶品质监测的各个环节中具有重要作用，并在智能化、自动化和便携化方面展现出广阔的应用前景。随着便携式和小型化高光谱装备的发展，烟叶质量检测将更加高效便捷。未来研究应着重提高光谱模型的稳定性，开发适应不同种植区域和环境条件的通用模型，并结合人工智能实现智能分级和质量控制，从而加速推动烟草产业链的数字化和智能化进程。

6 结论

高光谱检测技术在烟叶品质检测中的应用，意味着烟草行业向快速、精准和智能化检测方向的迈进。该技术凭借无损、实时、多参数的优势，实现了从田间种植到加工分级的全过程品质监测。基于高光谱分析建立的检测模型，已经能够准确识别总糖、还原糖、总氮、烟碱、氯、钾等关键品质参数，显著提升了生产环节的质量控制效率和烟叶分级的一致性。无论是在鲜烟叶的田间营养监测，还是在烤后烟叶的化学成分分析中，高光谱检测技术均展现出出色的应用效果。

然而，目前高光谱检测技术在稳定性、模型的跨装备传递性及智能化程度方面仍存在提升空间。不同仪器、采样环境和烟叶生长阶段的差异，对模型的泛化能力提出了更高要求。便携式光谱仪的开发和无人机搭载的普及，使得该技术在田间应用和大规模监测中更具可行性，进一步推动了烟草生产的数字化和精准化管理。随着大数据和人工智能技术的应用深入，高光谱检测有望实现对烟叶质

量的全流程、智能化动态监控,不仅能够提升烟草产品的质量标准,也将为全球烟草行业的可持续发展带来深远影响。

References

[1] Liu Cai-Yun, Liu Hong-Xiang, Chang Zhi-Long, et al. Advances in tobacco aroma characteristics[J]. Chinese Tobacco Science. 2010, 31(6): 75-78.
刘彩云,刘洪祥,常志隆,等. 烟草香气品质研究进展[J]. 中国烟草科学. 2010, 31(6): 75-78.

[2] Liu Chun-Kui, Jia Lin, Yan Qi-Feng, et al. Suitability index of main smoke chemical components of cigarette[J]. Journal of Southern Agriculture. 2019, 50(10): 2149-2159.
刘春奎,贾琳,闫启峰,等. 卷烟烟气主要化学成分适宜性指数研究[J]. 南方农业学报. 2019, 50(10): 2149-2159.

[3] Zhang Hua, Wang Chen-Hui, Li Wei, et al. Identification of Yunnan and Zimbabwe tobacco extracts by solid-phase supported liquid-liquid extraction-GC-MS combined with chemometrics[J]. Tobacco Science & Technology. 2022, 55(12): 33-45.
张华,王晨辉,李炜,等. 固相支持液液萃取-GC-MS结合化学计量学鉴别云南和津巴布韦烟草提取物[J]. 烟草科技. 2022, 55(12): 33-45.

[4] Li Yu, Zhang Ke-Can, Peng Li-Juan, et al. Simultaneous detection of glucose and xylose in tobacco by PLS-assisted UV-Vis spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis. 2024, 44(1): 103-110.
李宇,张克灿,彭丽娟,等. 偏最小二乘辅助紫外可见光谱法同时测定烟草中的葡萄糖与木糖含量[J]. 光谱学与光谱分析. 2024, 44(1): 103-110.

[5] Wang H, Chen P, Dai J, et al. Recent advances of chemometric calibration methods in modern spectroscopy: algorithms, strategy, and related issues[J]. Trac, Trends in Analytical Chemistry (Regular Ed.). 2022, 153: 116648.

[6] Diluzio C, Morzilli S, Cardinale E. Rapid near infra-red reflectance analysis (nira) of mainstream smoke collected on cambridge filter pads[J]. Beiträge Zur Tabakforschung International/Contributions to Tobacco Research. 1995, 16: 171-184.

[7] Qiu Jun, Zhang Huai-Bao, Song Yan, et al. Application of near infrared spectroscopic analytical techniques in tobacco industry[J]. Chinese Tobacco Science. 2008, 29(1): 55-59.
邱军,张怀宝,宋岩,等. 近红外光谱分析技术在烟草行业的应用[J]. 中国烟草科学). 2008, 29(1): 55-59.

[8] Hao Xian-Wei, Huang Wen-Yong, Xu Zhi-Qiang, et al. Comprehensive quality evaluation of Yunnan tobacco strips based on near infrared spectroscopy[J]. Chinese Tobacco Science. 2022, 43(2): 58-63.
郝贤伟,黄文勇,徐志强,等. 基于近红外光谱技术的云南片烟综合质量评价[J]. 中国烟草科学. 2022, 43(2): 58-63.

[9] Liu Yan, Wu Qiu-Ju, Shu Qing-Tai. Estimation study on potassium content in Yunyan 97 leaves based on non-imaging hyperspectral data[J]. Shandong Agricultural Sciences. 2018, 50(4): 138-141.
刘延,吴秋菊,舒清态. 基于非成像高光谱的云烟97号叶片钾含量估算研究[J]. 山东农业科学. 2018, 50(4): 138-141.

[10] Lai Jia-Zheng. Monitoring the nitrogen nutrition status of Flue-Cured Tobacco based on airborne hyperspectral[D]. Henan Agricultural University, 2024.
赖佳政. 基于机载高光谱遥感的烤烟氮营养状况监测[D]. 河南农业大学, 2024.

[11] Zhang M, Chen T, Gu X. Hyperspectral remote sensing for tobacco quality estimation, yield prediction, and stress detection: a review of applications and methods[J]. Frontiers in Plant Science. 2023: 1073346.

[12] Geng Y, Shen H, Ni H, et al. Non-destructive determination of total sugar content in tobacco filament based on calibration transfer with parameter free adjustment[J]. Microchemical Journal. 2022, 181: 107797.

[13] Chang Ai-Xia, Du Yong-Mei, Fu Qiu-Juan, et al. Correlationship between main chemical components and sensory quality of flue-cured tobacco[J]. Chinese Tobacco Science. 2009, 30(6): 9-12.
常爱霞,杜咏梅,付秋娟,等. 烤烟主要化学成分与感官质量的相关性分析[J]. 中国烟草科学. 2009, 30(6): 9-12.

[14] Du Yong-Mei, Zhang Jian-Ping, Wang Shu-Sheng, et al. Major chemical indices leading the difference among different flavor types and sensory quality grades of flue-cured tobacco[J]. Chinese Tobacco Science. 2010, 31(5): 7-12.
杜咏梅,张建平,王树声,等. 主导烤烟香型风格及感官质量差异的主要化学指标分析[J]. 中国烟草科学. 2010, 31(5): 7-12.

[15] Wang Lin, Zhou Ping, He Pei, et al. Research progress on the influence of carbohydrates on tobacco aroma quality[J]. Chinese Tobacco Science. 2021, 42(6): 92-98.
王林,周平,贺佩,等. 糖类物质对烟草香气品质的影响研究进展[J]. 中国烟草科学. 2021, 42(6): 92-98.

[16] Shen Han, Jiang Jia-Nan, Tang Chao-Qi, et al. Study on relationship between the main nitrogen compounds and sensory quality in flue-cured tobacco leaves[J]. Journal of Yunnan Agricultural University. 2017, 32(3): 558-563.
沈晗,江佳楠,汤朝起,等. 烟叶主要含氮化合物含量与感官质量的关系[J]. 云南农业大学学报(自然科学). 2017, 32(3): 558-563.

[17] Wang Hong-Gang, Dong Wei-Jie, Dou Yu-Qing, et al. Research of correlationship between starch content and sensory quality of flue-cured tobacco[J]. Southwest China Journal of Agricultural Sciences. 2017, 30(7): 1533-1537.
王红刚,董维杰,窦玉青,等. 烤烟烟叶淀粉含量与其感官质量的相关性研究[J]. 西南农业学报. 2017, 30(7): 1533-1537.

[18] Lin Shun-Shun, Zhang Xiao-Ming. Correlation of tobacco chemical components and sensory quality assessed by PLSR[J]. Chinese Tobacco Science. 2016, 37(1): 78-82.
林顺顺,张晓鸣. 基于PLSR分析烟叶化学成分与感官质量的相关性[J]. 中国烟草科学. 2016, 37(1): 78-82.

[19] Zhang Y, Cong Q, Xie Y, et al. Quantitative analysis of

routine chemical constituents in tobacco by near-infrared spectroscopy and support vector machine[J]. Spectrochim Acta a Mol Biomol Spectrosc. 2008, 71(4): 1408-1413.

[20] Wu Li-Jun, Tian Kuang-Da, Li Qian-Qian, et al. Study on the model of six components in tobacco using OSC-PCR [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis. 2013, 33(6): 1517-1520.
吴丽君,田旷达,李倩倩,等. 烟叶中六种成分OSC-PCR定量模型的研究[J]. 光谱学与光谱分析. 2013, 33(6): 1517-1520.

[21] Sun Yang, Li Qing-Shan, Tan Xiao-Lei, et al. Relationships between hyperspectral characteristics and color parameters of fresh tobacco leaves[J]. Acta Tabacaria Sinica. 2018, 24(4): 55-64.
孙阳,李青山,谭效磊,等. 鲜烟叶高光谱特征与颜色分析及其关系研究[J]. 中国烟草学报. 2018, 24(4): 55-64.

[22] Duan Yan-Qing, Yang Tao, Kong Xiang-Yong, et al. Effects of sample granularity and spectral resolution on tobacco nicotine NIR predoctive model[J]. Journal of Yunnan University(Natural Sciences Edition). 2006, 28(4): 340-344, 349.
段焰青,杨涛,孔祥勇,等. 样品粒度和光谱分辨率对烟草烟碱NIR预测模型的影响[J]. 云南大学学报(自然科学版). 2006, 28(4): 340-344, 349.

[23] Bin Jun, Fan Wei, Liu Ren-Xiang. Study on spectral acquisition modes in determining chemical components of intact tobacco leaf by NIRS[J]. Chinese Tobacco Science. 2018, 39(3): 89-97.
宾俊,范伟,刘仁祥. 近红外光谱检测烟叶化学成分的整叶采样方式研究[J]. 中国烟草科学. 2018, 39(3): 89-97.

[24] Tan Guan-Ping. Study on near infrared spectroscopy calibration transfer of nicotine and total sugar in different forms tobacco leaves[D]. Hunan Agricultural University, 2017.
谭观萍. 不同形态烟叶烟碱及总糖的近红外光谱模型转移研究[D]. 湖南农业大学, 2017.

[25] Wang Jia-Jun. Determination of total nitrogen, total sugar, and nicotine in tobacco by FT-NIR spectroscopy[J]. Chinese Journal of Spectroscopy Laboratory. 2003(02): 181-185.
王家俊. FT-NIR光谱分析技术测定烟草中总氮、总糖和烟碱[J]. 光谱实验室. 2003(02): 181-185.

[26] Ma Xiang, Wang Yi, Wen Ya-Dong, et al. Determination of chemical components in tobacco leaves by FT-NIR spectroscopy: Study of influence of spectral ranges on PLS modeling[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis. 2004, 24(4): 444-446.
马翔,王毅,温亚东,等. FT-NIR光谱仪测定烟草化学成分不同谱区范围对数学模型影响的研究[J]. 光谱学与光谱分析. 2004, 24(4): 444-446.

[27] Deng Liang, Leng Hong-Qiong, Duan Yuan-Xing, et al. Determination of nicotine, total nitrogen and total sugar in tobacco with fourier transform near-infrared[J]. Journal of Yunnan Agricultural University. 2013, 28(06): 814-818.
邓亮,冷红琼,段沅杏,等. FT-NIR光谱测定烟草中烟碱、总氮、总糖含量的模型研究[J]. 云南农业大学学报(自然科学). 2013, 28(06): 814-818.

[28] Zhu Hong-Bo. Real-time detection of chemical components in seven conventional tobacco shred types based on online near-infrared spectroscopy analysis technology [D]. Guizhou University, 2009.
朱红波. 基于在线近红外光谱分析技术对七种常规烟丝化学成分的实时检测[D]. 贵州大学, 2009.

[29] Shu Ru-Xin, Ju Lei, Wu Sheng-Chao, et al. Establishment of robust near infrared spectroscopy model for predicting of total reductive sugar in tobacco leaves and its long-time service on multiple instruments[J]. Journal of Instrumental Analysis. 2023, 42(11): 1479-1487.
束茹欣,居雷,吴圣超,等. 烟叶总还原糖近红外光谱稳健模型的建立及其在多台仪器的长期应用[J]. 分析测试学报. 2023, 42(11): 1479-1487.

[30] Jia F, Liu G, Liu D, et al. Comparison of different methods for estimating nitrogen concentration in flue-cured tobacco leaves based on hyperspectral reflectance[J]. Field Crops Research. 2013, 150: 108-114.

[31] Guo T, Li W, Li L, et al. Hyperspectral multivariate linear prediction model of tobacco (nicotiana tabacum l.) Leaf nitrogen content[J]. Bangladesh Journal of Botany. 2023(No.2): 575-584.

[32] Wei K, Bin J, Wang F, et al. On-line monitoring of the tobacco leaf composition during flue-curing by near-infrared spectroscopy and deep transfer learning[J]. Analytical Letters. 2022, 55(13): 2089-2107.

[33] Guo J, Zhao L, Liang Y, et al. Moisture-adaptive corrections of nir for the rapid simultaneous analysis of 70 chemicals in tobacco: a case study on tobacco[J]. Microchemical Journal. 2023, 189: 108522.

[34] Zhang Bin, Liu Liang, Li Xiao-Jie, et al. Research on hyperspectral image classification method based on deep learning[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves. 2023, 42(6): 825-833.
张彬,刘亮,李晓杰,等. 基于深度学习的高光谱影像分类方法研究[J]. 红外与毫米波学报. 2023, 42(6): 825-833.

[35] Divyanth L G, Chakraborty S, Li B, et al. Non-destructive prediction of nicotine content in tobacco using hyperspectral image - derived spectra and machine learning[J]. Journal of Biosystems Engineering. 2022, 47(2): 106-117.

[36] Lu X, Zhao C, Qin Y, et al. The application of hyperspectral images in the classification of fresh leaves' maturity for flue-curing tobacco [J]. Processes. 2023, 11(4): 1249.

[37] Soares F L F, Marcelo M C A, Porte L M F, et al. Inline simultaneous quantitation of tobacco chemical composition by infrared hyperspectral image associated with chemometrics [J]. Microchemical Journal. 2019, 151(No. 0): 104225.

[38] Pontes O F S, Soares F L F, Ardila J A, et al. Fast inline tobacco classification by near-infrared hyperspectral imaging and support vector machine-discriminant analysis[J]. Analytical Methods. 2019(No.14): 1966-1975.

[39] Jiang Wei, Yan Ding-Chun, Li Dong, et al. UAV hyperspectral monitoring of flue-cured tobacco leaf area index and nicotine content based on soil removal effect[J]. Journal of Nanjing Agricultural University. 2024: 1-14.

蒋薇,严定春,李栋,等. 基于去除土壤效应的烤烟叶面积指数及烟碱含量的无人机高光谱监测研究[J]. 南京农业大学学报. 2024: 1-14.

[40] Zhang M, Chen T E, Gu X, et al. Uav-borne hyperspectral estimation of nitrogen content in tobacco leaves based on ensemble learning methods[J]. Computers and Electronics in Agriculture. 2023, 211(Suppl C): 108008.

[41] Dou Y, Cheng S, Li X, et al. Estimation of nicotine content in tobacco leaves based on hyperspectral imaging[J]. Applied Ecology & Environmental Research. 2017 (No. 4): 1419-1426.

[42] Chen Da, Wang Fang, Shao Xue-Guang, et al. Research on the nonlinear model of near infrared spectroscopy and the total sugar of tobacco samples[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis. 2004, 24(6): 672-674.
陈达,王芳,邵学广,等. 近红外光谱与烟草样品总糖含量的非线性模型研究[J]. 光谱学与光谱分析. 2004, 24(6): 672-674.

[43] Wang D, Zhao F, Wang R, et al. A lightweight convolutional neural network for nicotine prediction in tobacco by near-infrared spectroscopy[J]. Frontiers in Plant Science. 2023, 14: 1138693.

[44] Wang Jian-Wei, Zhang Yan-Ling, Li Hai-Jiang, et al. Hyperspectral characteristics of field upper leaves of flue-cured tobacco with different maturity[J]. Tobacco Science & Technology. 2013(5): 64-67.
王建伟,张艳玲,李海江,等. 田间不同成熟度烤烟上部叶的高光谱特征分析[J]. 烟草科技. 2013(5): 64-67.

[45] Liu Hao, Meng Ling-Feng, Wang Song-Feng, et al. Study on application of optical nondestructive testing technology in tobacco harvesting and curing[J]. Crop Research. 2022, 36(4): 396-400.
刘浩,孟令峰,王松峰,等. 光学无损检测技术在烟叶采烤过程中的应用研究进展[J]. 作物研究. 2022, 36(4): 396-400.