

基于 K-近邻算法的物料含水率测量标准装置设计

李子赫¹, 刘穗君², 刘颖², 刘磊², 李少华², 柳宾²,
尹鑫², 沈小燕¹, 胡佳成¹

(1. 中国计量大学 计量测试工程学院, 杭州 310018; 2. 河南中烟工业有限责任公司
南阳卷烟厂, 河南 南阳 473007)

摘要: **目的** 针对烘箱法耗时长且不适用于生产现场的问题, 围绕短时干燥法设计物料含水率测量标准装置。**方法** 装置主要包括移动底盘、箱体、水分分析仪、可充电电源、配电板、工业触屏电脑以及上位机软件。建立基于 K-近邻 (K-Nearest Neighbor) 算法的物料含水率预测模型, 并通过实验获得预测结果与烘箱法测量结果之间的修正关系。以抽取自卷烟厂的烟草样品为例, 对装置进行测量实验。**结果** 当设置测量时间为 30 min 时, 含水率测量结果的扩展不确定度低于 0.5%。**结论** 该装置可代替烘箱法对物料含水率进行监控, 也可以用于在线水分仪的原位校准。

关键词: 含水率测量; K-近邻算法; 装置设计; 烘箱法; 水分分析仪; 误差修正

中图分类号: TH86 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2023)15-0194-08

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2023.15.025

Standard Device Design for Matter Moisture Content Measurement Based on KNN Algorithm

LI Zi-he¹, LIU Sui-jun², LIU Ying², LIU Lei², LI Shao-hua², LIU Bin²,
YIN Xin², SHEN Xiao-yan¹, HU Jia-cheng¹

(1. College of Metrology and Measurement Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China;
2. Nanyang Cigarette Factory, China Tobacco Henan Industrial Co., Ltd., Henan Nanyang 473007, China)

ABSTRACT: The work aims to design a standard device for matter moisture content measurement based on the short time drying method, in order to solve the problems of poor timeliness and improper installation of standard oven on production site. The device was mainly composed of a mobile chassis, a box, a moisture analyzer, a rechargeable battery, a power distribution board, an industrial touch screen computer and PC software. The prediction model of matter moisture content based on K-nearest neighbor (KNN) algorithm was established, and the correction relationship between the prediction results and the measurement results of standard oven method was obtained. The measurement experiment was carried out to the device with tobacco samples provided by the cigarette factory. When the measurement time was 30 min, the expanded uncertainty of the moisture content measurement result by the device was no more than 0.5%. This device can replace the oven method to monitor the moisture content of matters, and can also be used for the in-situ calibration of on-line moisture analyzer.

KEY WORDS: moisture content measurement; K-nearest neighbor algorithm (KNN); device design; oven method; moisture analyzer; error correction

收稿日期: 2023-02-11

基金项目: 国家自然科学基金 (61673358); 河南中烟工业有限责任公司重点项目 (A202053)

作者简介: 李子赫 (1997—), 男, 硕士生, 主攻工业检测及其自动化。

通信作者: 刘颖 (1991—), 女, 工程师, 主要研究方向为卷烟工艺与智能制造技术。

很多工业领域(如茶叶、食品、烟草等)在生产环节都需要对物料的含水率进行控制,在线水分仪是对物料含水率进行在线监测的常用仪器^[1]。但是在线水分仪的测量结果容易受仪器安装位置、物料状态以及环境等因素的影响^[2-4],因此需要定期对在线水分仪进行校验。烘箱法是校验在线水分仪的常用方法之一。烘箱法采用热失重原理测量物料的含水率,它利用循环热风方式在箱内制造 100 °C 的温度环境,对物料样品进行若干小时的干燥,并由人工使用电子天平称量物料干燥前后的质量变化,从而计算出物料含水率。烘箱法同时是很多物料含水率测量的标准方法^[5],其测量准确度高,但是时效性差、自动化程度低,且需要在实验室环境中进行,无法在生产现场进行原位测量。一些研究人员尝试改进烘箱法,如金玉立等^[6]优化了烘箱法的取样手法,将废样率降低了 5%,大大提高了测量效率;还有研究人员试图提高烘干温度,缩短烘干时间,但是研究表明,提高温度同样会加速样品中其余挥发性物质的挥发,造成较严重的测量误差^[7];王乐等^[8]基于干燥动力学模型,设计了一套新的烘干测量装置,将测量时间由烘箱法的 2 h,缩短到了 20 min 以内,但是该套装置设备繁多,不便于移动,不能进行原位测量。不论是对烘箱法本身的改进,还是对新方法的研究,现有成果均无法在缩短测量时间的同时,提供在生产现场原位测量的能力。

烘干法水分测定仪是一类较新的含水率测量仪器。该类仪器测量原理与烘箱法相同,且通过卤素灯、远红外或石英加热等方式,提高升温速度和热传递效率。除此以外,该类仪器将干燥模块和称重模块集成于一体,具有体积小、数字化程度和测量效率高等优点,而且不论是模拟式的还是数字式的,计量领域都对其进行了不确定度的研究^[9-10],因此其得到了广泛应用。杜丽雯^[11]进行了烘箱法和烘干法水分测定仪的对比实验,结果表明,相较于烘箱法,烘干法水分测定仪的测量存在明显的测量误差,但是两者都具有较高的测量一致性。可见,烘干法水分测定仪有极大潜力代替烘箱法,但是必须对其测量结果进行修正。

本文针对物料含水率测量和在线水分仪校准原位作业的需求,以烘干法水分测定仪为核心器件,研究物料含水率短时干燥法测量方案,设计物料含水率测量标准装置,并进行实验研究。建立物料含水率 K-近邻(K-Nearest Neighbor)预测模型,并通过烘箱法的测量结果获得了 K-近邻预测结果修正值。该装置在保证测量结果准确的前提下,大幅缩短了测量时间,同时实现了可移动功能,满足原位测量的需求。

1 物料含水率短时干燥法测量原理

烘干法水分测定仪法相较于烘箱法是一大进步,是其可以在干燥过程中,实时输出物料含水率测量结果。因此,物料的含水率(失水质量分数)是关于干

燥时间的函数,这为短时干燥法测量物料含水率提供了基础。图 1 为采用 METTLER TOLEDO HE53 水分分析仪对某物料样品进行含水率测量的过程曲线,设置的烘干温度为 100 °C,重复测量 5 次。由图 1 可知,随着时间增长,物料含水率呈现先快速增长、后趋于平稳的变化,且同一物料的含水率随时间变化的曲线形状一致。若得到某物料含水率随时间变化的规律,则在测量过程中不必进行全时干燥,只需通过短时干燥获取部分含水率测量数据。利用该部分数据预测最终的测量结果,以此达到缩短测量时间,实现快速测量的目的。

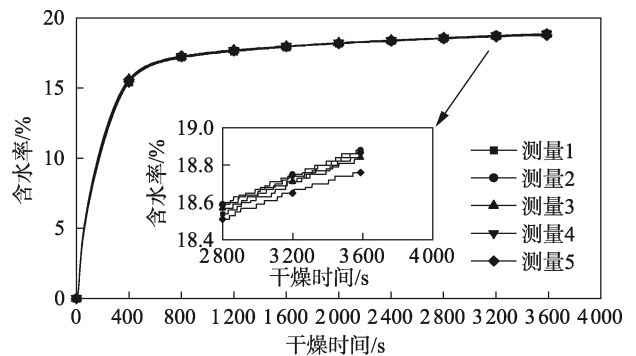


图 1 METTLER TOLEDO HE53 水分分析仪测量某样品含水率的曲线

Fig.1 Curve of METTLER TOLEDO HE53 moisture analyzer in measuring the moisture content of a certain sample

物料含水率短时干燥法测量原理如图 2 所示。预设短时干燥时间为 t_0 , 有 $t_0 < t_1$ 。 t_1 为全时干燥时间, t_0 为测量中含水率经过快速增长后进入平稳阶段的某个时间点。如以图 1 为例 $t_0 \in (1000, 2000)$, 然后进行烘干操作, 实时获取测量数据 $w(t), t \in (0, t_0)$; 经含水率预测模型得到 t_1 时长的含水率预测数据 $w'(t), t \in (0, t_1)$, $w'(t_1)$ 即为含水率预测结果; 对 $w'(t_1)$ 修正后即可获得最终含水率 W 。

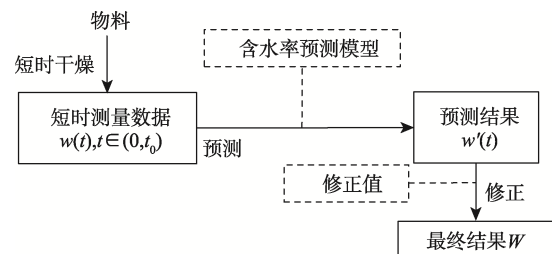


图 2 物料短时干燥法测量原理
Fig.2 Measurement principle of matter short time drying method

因此,物料含水率短时干燥法测量的关键问题有:

- 1) 建立有效的含水率预测模型。对于某种确定的物料,在某个确定的生产环节中,都有一个相对固定的含水率,这使得含水率预测模型能有效建立。

2) 对预测结果进行合理的修正。需要采用烘箱法获得预测结果的修正值。

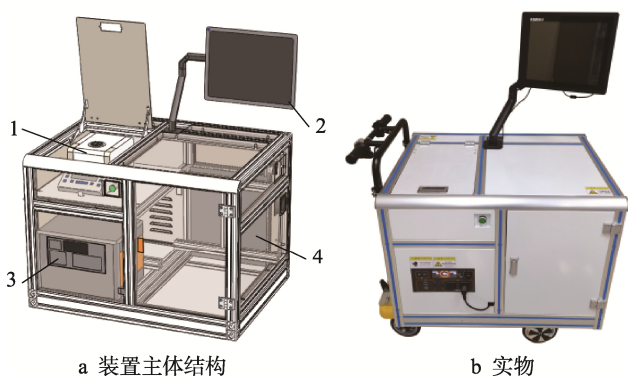
3) 对最终测量结果进行误差分析。这些误差来自于预测模型、修正值、重复性测量等。

2 物料含水率测量标准装置设计

2.1 装置总体结构设计

以卷烟厂生产过程中对烟丝含水率原位测量需求为例,进行短时干燥法物料含水率测量标准装置设计。依据所提出的技术要求:含水率测量时间缩减至标准烘箱法时间的三分之一,即 40 min;含水率测量结果不确定度低于 0.5%;装置可移动且便于使用。装置测量原理采用第 1 节中的短时干燥法测量原理。

装置整体结构设计如图 3 所示。图 3a 为主体结构的三维设计图,1 为 METTLER TOLEDO HE53 卤素水分分析仪,干燥温度为 50~160 °C,最长干燥时间 1 h,含水率显示分辨力达到 0.01% (质量分数),测量重复性低于 0.15%,支持二次开发。2 为工业触屏电脑,作为上位机运行测量软件。3 为可充电电源,用于为装置中集成的所有用电设备供电,赋予装置独立使用的能力。4 为配电板,采用移动电源、市电直供两路供电的形式,用于为卤素水分仪、工业触屏电脑等设备分配电源电能。装置整体采用铝型材和钣金构成的框式箱体,并配置移动底盘和推杆,由轻耐 QND-200 电动推车改造而来,拥有 2 个前进挡位、1 个倒车挡位以及巡航功能,实物如图 3b 所示。



1.METTLER TOLEDO HE53 卤素水分分析仪; 2.工业触屏电脑; 3.可充电电源; 4.配电板。

图 3 物料含水率测量标准装置
Fig.3 Standard device for measuring matter moisture content

2.2 上位机测量软件开发

上位机测量软件使用 C#语言编写,在 WinForm 类库上开发了 UI 界面。软件包括测量模块、实验模块、历史记录、使用说明 4 个模块。其中测量模块用于设置测量参数、控制水分仪测量、完成计算以及保

存数据信息;实验模块用于对特定物料进行预处理实验,并建立相应的预测修正模型;历史记录模块和使用说明模块,则用于调阅历史测量记录和装置的使用说明。该装置中,电脑与水分仪通过 RS232 通信,软件设置以 500 ms 的采样时间间隔读取水分仪的测量数据。软件测量模块和实验模块的基本运行流程如图 4 所示。

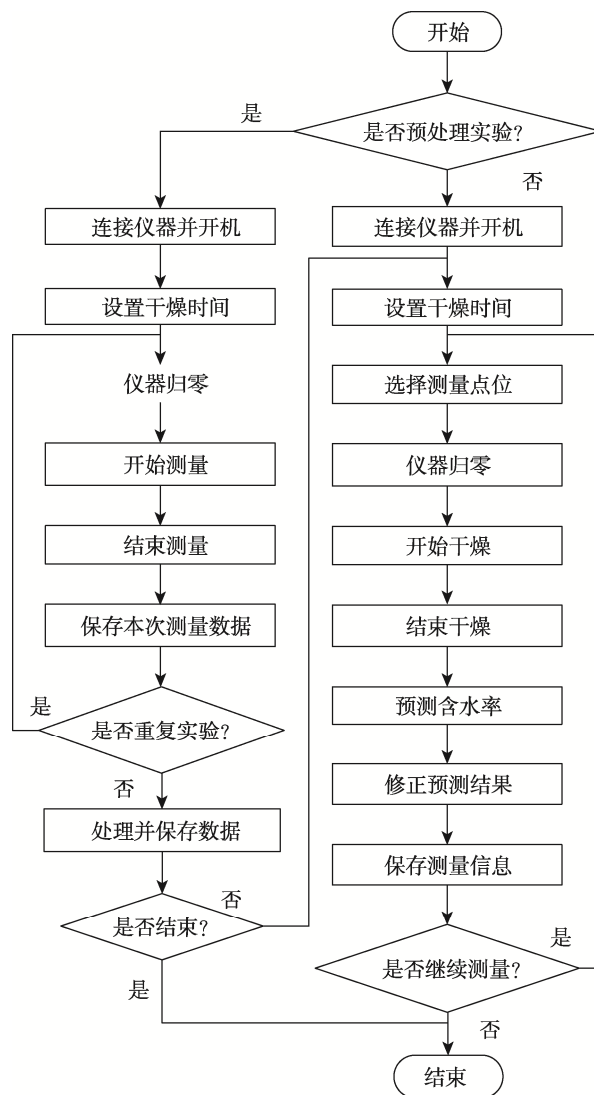


图 4 上位机软件测量模块和实验模块流程
Fig.4 Flow chart of PC software measurement module and experiment module

3 基于 K-近邻算法的含水率预测模型及修正

3.1 K-近邻预测模型建立及计算过程

短时干燥法测量实现的核心是利用部分含水率实时测量数据 $w(t), t \in (0, t_0)$, 获取预测结果 $w'(t_1)$ 。观察图 1 所示曲线,无法用单一的函数模型来进行含水率测量结果的预测,一些成熟的机器学习算法却可

以满足预测需求, 如 K-近邻算法, 即 KNN(K-Nearest Neighbor) 算法。K-近邻算法属于惰性学习算法, 它不需要持续训练模型, 只需要积累一定数量的样本数据, 便可以根据已有样本的类别分布判定新样本的类别, 实现回归预测。以南阳卷烟厂制丝生产线上抓取的某规格烟丝样品 A (超级回潮出口点位) 为例, 说明基于 K-近邻算法的含水率预测建模及测量过程。

3.1.1 训练集样本获取

使用装置测量软件的实验模块对样品 A 的含水率进行全时测量。测量参数设定: 干燥温度为 100 °C, 干燥时间为 1 h。重复进行 20 次全时测量实验, 得到样品 A 的训练集 X , 见式 (1)。

$$X = \{x_i(t)\}, t \in (0, t_1) \quad (1)$$

式中: $x_i(t)$ 为第 i 次测量 t 时刻的含水率 (失水质量分数), $i=1, \dots, 20$; $t_1 \approx 3\,600$ s。训练集 X 的 20 次测量曲线如图 5 所示。

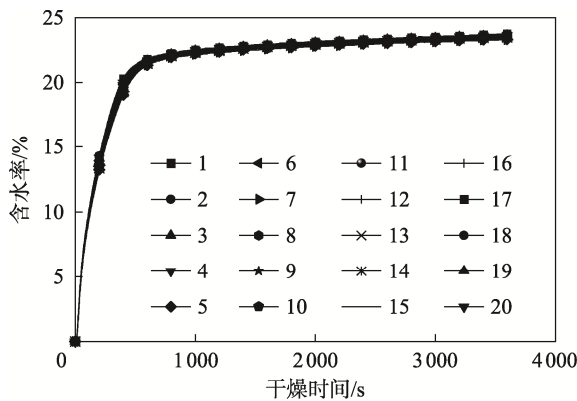


图 5 样品 A 训练集测量曲线
Fig.5 Measurement curve for training set of sample A

3.1.2 加权 K-近邻预测模型建立

建立 K-近邻预测模型, 需要确定 3 个最主要的要素, 分别为待预测样本 $w(t)$, $t \in (0, t_0)$ 与训练集各样本 $x_i(t)$ 之间的距离、回归模型以及近邻个数 k ^[12]。

3.1.2.1 样本间距离与回归模型

样本之间距离的度量方式最常见的是曼哈顿距离和欧式距离, 或使用相关系数衡量样本的相似程度。基于一般习惯, 选择欧式距离 d_i 计算样本间距离^[13]。

$$d_i = \sqrt{\sum (w(t) - x_i(t))^2} \quad (2)$$

式中: d_i 为新样本与训练集第 i 个样本的距离; $w(t)$ 为新样本 t 时刻的含水率 (失水质量分数); $x_i(t)$ 为训练集第 i 个样本 t 时刻的含水率 (失水质量分数)。

根据由式 (2) 计算得到的样本距离, 在训练集 X 中选择 k 个距离 $w(t)$, $t \in (0, t_0)$ 最近的训练样本 $x_j(t)$, $t \in (0, t_1)$, $j=1, \dots, k$, 即可建立基本回归模型 $w_1'(t)$:

$$w_1'(t) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k x_j(t) \quad (3)$$

式中: $w_1'(t)$ 为 t 时刻新样本的含水率预测值, 其中 $t \in (0, t_1)$; $x_j(t)$ 为第 j 个近邻样本, 其中 $j=1, \dots, k$ 且 $t \in (0, t_1)$ 。为了使近邻样本对结果产生更大的影响, 对样本间的距离进行倒数加权处理^[14], 以距离倒数的 m 次幂作为权重, 见式 (2)。

$$\omega_j = \frac{(\frac{1}{d_j})^m}{\sum_{i=1}^k (\frac{1}{d_i})^m} \quad (4)$$

式中: ω_j 为第 j 个近邻样本的权重; d_j 为按照式 (2) 计算的第 j 个近邻样本与新样本的距离。则 K-近邻加权回归模型 $w_2'(t)$ 见式 (5)。

$$w_2'(t) = \sum_{j=1}^k x_j(t) \omega_j = \frac{\sum_{j=1}^k x_j(t) (\frac{1}{d_j})^m}{\sum_{j=1}^k (\frac{1}{d_j})^m} \quad (5)$$

式中: $w_2'(t)$ 为在 t 时刻的含水率预测值; $x_j(t)$ 为第 j 个近邻样本 t 时刻的数值。为了确定合适的幂值 m , 使用 N 折交叉验证法对 $m=1$ 、 $m=2$ 和 $m=3$ 这三种情况进行验证, 流程如下: 首先, 将训练集 X 中的 20 组样本平均分成 5 份, 则每个子集包含 4 个样本; 其次, 依次将其中一个子集用作测试, 其余 4 个子集全部作为训练集, 并将测试集中的每一个样本经回归模型计算得到预测结果; 再次, 按照式 (6) 计算每个测试样本预测值与实测值的误差 $\delta_i(t_1)$, 并将测试集 4 个测试样本的预测误差 $\delta_i(t_1)$ 取平均值得 $\overline{\delta_N}$; 最后, 所有子集都作为测试集训练过后, 按照式 (7) 计算 5 个子集的预测平均误差 $\overline{\delta}$, 并以此为幂值 m 的评价标准。

$$\delta_i(t_1) = w_{2i}'(t_1) - x_i(t_1) \quad (6)$$

$$\overline{\delta} = \frac{1}{5} \sum_{N=1}^5 \overline{\delta_N} \quad (7)$$

式中: $\delta_i(t_1)$ 为第 i 个样本的预测误差; $w_{2i}'(t_1)$ 为第 i 个样本在 t_1 时刻的含水率预测值; $x_i(t_1)$ 为第 i 个近邻样本 t_1 时刻的数值; $\overline{\delta_N}$ 为第 N 个子集内各样本预测误差的平均值; $\overline{\delta}$ 为 5 个子集的预测平均误差。按照一般经验, 近邻个数 k 的取值在训练集样本数量的三分之一较为合适, 每次训练时有 16 个训练样本, 则设置 $k=6$ 。将 $m=1$ 、 $m=2$ 、 $m=3$ 分别代入上述流程遍历, 结果如表 1 所示。

由表 1 可得, 随着幂值 m 的增加, 预测误差先减小后增大。当 $m=2$ 时预测误差最小, 因此选择 $m=2$, 则回归模型表示为式 (8)。

表 1 幂值 m 不同取值条件下的预测平均误差
Tab.1 Average prediction error under different values of power m

幂值 m	$\bar{\delta}/\%$
1	0.079
2	0.075
3	0.138

$$w'_3(t) = \sum_{j=1}^k x_j(t) \omega_j = \frac{\sum_{j=1}^k x_j(t) (\frac{1}{d_j})^2}{\sum_{j=1}^k (\frac{1}{d_j})^2} \quad (8)$$

式中： $w'_3(t)$ 为在 t 时刻的含水率预测值； $x_j(t)$ 为第 j 个近邻样本 t 时刻的数值。

3.1.2.2 近邻个数 k

近邻个数 k 的取值不宜过大或过小，若取值过小，则容易造成过拟合现象；若取值过大，则容易造成模型僵化，影响预测结果^[15]。一般预设几个 k 较小的取值，对每一个预设值进行训练，确定最佳取值。由于式（1）所示的训练集 X 只有 20 组样本，若按照机器学习的一般习惯，即 3：1：1 的比例，将其划分为训练集、验证集和测试集，则只有 12 组样本参与 k 值的训练，且测试集和验证集的样本数量也较少，训练出的 k 值可信度较低，因此选择交叉验证法（Cross Validation）训练 k 值。交叉验证法流程如图 6 所示。

如图 6 所示，交叉验证法将数据集 X 分为测试集和训练集两部分使用。依次选择样本 $x_i(t) \in X, i=1, \dots, 20, t \in (0, t_1)$ ，并取子集 $x'_i(t) = x_i(t), t \in (0, t_1/2)$ 作为测试集，其余 19 组样本作为训练集。将测试集、训练集以及预设 k 值代入式（8），得到预测结果 $x'_i(t_1)$ 。计算预测结果 $x'_i(t_1)$ 与实测结果 $x_i(t_1)$ 的误差 $\delta_i = x'_i(t_1) - x_i(t_1)$ ，以及误差平均值 $\bar{\delta} = \sum_{i=1}^{20} \delta_i / 20$ ，并将 $\bar{\delta}$ 作为评价预设 k 值的依据。

预设 $k=5, 6, 7, 8, 9$ 5 个取值，按图 6 所示流程遍历所有预设 k 值，得到各预设 k 值条件下的预测平均误差 $\bar{\delta}$ ，如图 7 所示。

图 7 中， $\bar{\delta}$ 呈现先减小后增大的趋势。当 $k < 7$ 时，最近邻样本在回归结果中所占比例过大，造成过拟合现象，即回归结果过于接近最近邻样本值，而偏离了待预测样本原本的取值；当 $k > 7$ 时，距离较远的样本也参与回归计算，造成预测误差逐渐增大；当 $k = 7$ 时 $\bar{\delta}$ 最小，因此选择 $k = 7$ 。将 $k = 7$ 代入式（8），得到样本 A 测试需求下的 K-近邻回归模型 $w'(t)$ ：

$$w'(t) = \frac{\sum_{j=1}^7 x_j(t) (\frac{1}{d_j})^2}{\sum_{j=1}^7 (\frac{1}{d_j})^2} \quad (9)$$

式中： $w'(t)$ 为 t 时刻新样本的预测值，其中 $t \in (0, t_1)$ ，则 $w'(t_1)$ 即为最终的含水率（失水质量分数）的预测结果。

3.1.3 加权 K-近邻预测模型使用过程

使用标准装置软件中的测量模块，对样品 A 进行短时测量。测量参数设定：干燥温度为 100 °C，测量时间为 30 min。得到含水率测量的预测集样本 $w(t), t \in (0, 1800)$ 。按照式（2）依次计算训练样本 $x_i(t)$ 与预测样本 $w(t)$ 之间的距离 d_i ，将 d_i 从小到大排列，选择前 7 个最近邻的训练样本 $x_j(t), j=1, \dots, 7$ 。将 d_i 与 $x_j(t), j=1, \dots, 7$ 代入式（9），得到 $w'(t), t \in (0, t_1)$ ， $w'(t_1)$ 即为含水率预测结果 $w'(t_1)$ ，有 $w'(t_1) = 23.52\%$ 。

3.2 K-近邻预测结果修正

由于烘箱法是现行的含水率测量标准方法，所以以烘箱法的测量结果为标准，对预测结果 $w'(T)$ 进行修正。按照 YC/T 31—1996《烟草及烟草制品试样的制备和水分的测定 烘箱法》规定的操作，测量样

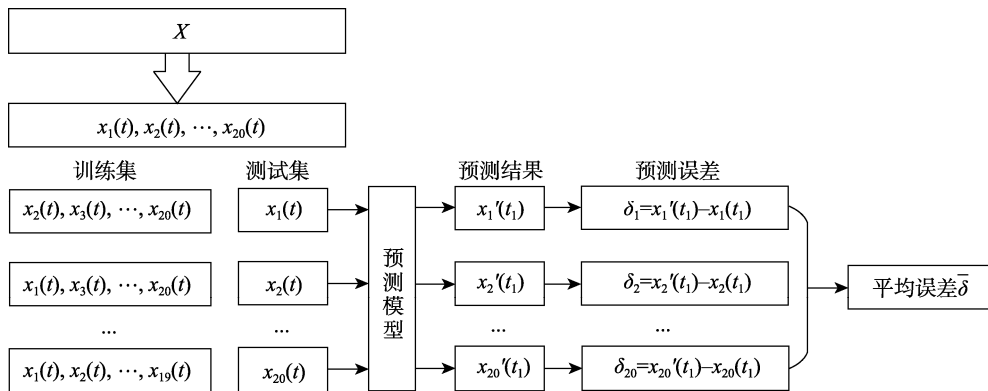


图 6 交叉验证法流程

Fig.6 Flow chart of cross validation method

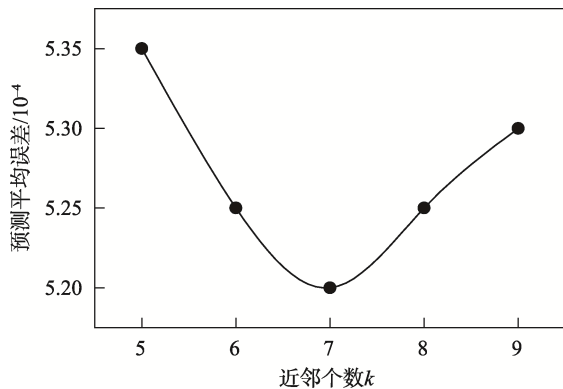


图 7 近邻个数 k 不同取值条件下的预测平均误差
Fig.7 Average prediction error under different values of the number of nearest neighbors k

品 A 的含水率, 得到 20 份试样的测量结果, 取平均值 \bar{h} 并计算平均值的标准差 $\sigma_{\bar{h}}$ 。同时, 对 3.1.1 节中获得的训练集 X 中 20 次测量的结果 ($x_i(t_1), i=1 \dots 20$) 取平均值 \bar{x} , 并计算平均值的标准差 $\sigma_{\bar{x}}$, 结果如表 2 所示。

表 2 样品 A 的烘箱法及 HE53 水分仪测量结果
Tab.2 Measurement results of sample A by oven method and HE53 moisture analyzer

方法	平均值/%	平均值标准差/%
烘箱法	22.84	0.06
HE53 水分仪	22.53	0.03

由表 2 可知, 不论是利用烘箱法测量, 还是使用 HE53 水分仪进行测量, 都具有很好的测量重复性, 因此将两者平均值的差值 $\Delta = \bar{h} - \bar{x} = -0.69\%$ (质量分数) 作为预测结果的修正值, 经修正后的含水率最终测量结果 W 为:

$$W = w'(t_1) - 0.69\% = 22.83\% \quad (10)$$

对于样品 A 这种中高水分的烟丝(含水率 $\geq 15\%$), 含水率允许范围为 $\bar{h} \pm 0.5\%$ 。而经修正后的含水率测量结果与烘箱法测量的平均值的误差仅有 -0.01% , 比样品 A 的含水率允许误差 ($\pm 0.5\%$) 低一个数量级。由此可见, 利用“预测+修正”的短时干燥法可以代替烘箱法, 用于样品 A 的含水率测量和在线水分仪校验, 且训练集 X 不必重新积累。因此单次测量时间仅为 30 min, 比烘箱法的 2 h 减少了四分之三。

4 含水率测量标准装置不确定度评价及测量验证实验

4.1 含水率测量标准装置不确定度评价

由 3.1 节、3.2 节可知, 标准装置的含水率测量结果, 与 K-近邻预测模型的预测误差、HE53 水分分

析仪的测量重复性和标准烘箱法所得的修正值误差有关。因此单次测量的不确定度应包含 3 个不确定度分量。

1) K-近邻预测模型预测结果的标准不确定度 μ_1 :

$$\mu_1 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x'_i(t_1) - x_i(t_1))^2}{n}} \quad (11)$$

式中: $x_i(t_1)$ 与 $x'_i(t_1)$ 分别为 3.1 节中所述, 第 i 次测量的实测结果和预测结果; n 为重复测量的次数, 即 $n = 20$ 。式 (11) 反映了 K-近邻预测模型预测结果的准确性。

2) 训练集测量结果 $x_i(t_1)$ 平均值的标准不确定度 μ_2 :

$$\mu_2 = \frac{1}{\sqrt{n}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i(t_1) - \bar{x}(t_1))^2}{n-1}} \quad (12)$$

式中: $x_i(t_1)$ 为 3.1 节测量中第 i 次实验测量的测量值; \bar{x} 为 20 次测量结果的平均值。式 (12) 反映了 HE53 水分分析仪的测量重复性。

3) 烘箱法测量平均值的标准不确定度 μ_3 :

$$\mu_3 = \frac{1}{\sqrt{n}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (h_i - \bar{h})^2}{n-1}} \quad (13)$$

式中: h_i 为 3.2 节中烘箱法测量的第 i 份样品的含水率测量值; \bar{h} 为 20 份样品的含水率平均值。式 (13) 反映了烘箱法的测量重复性。

对不确定度分量进行合成, 合成标准不确定度为:

$$\mu_c = \sqrt{\mu_1^2 + \mu_2^2 + \mu_3^2} \quad (14)$$

选择包含因子 $k = 2$, 得含水率标准值的扩展不确定度:

$$U = k\mu_c \quad (15)$$

将样品 A 的实验结果代入式 (11) — (15), 得到标准装置对样品 A 含水率测量结果的合成标准不确定度 $\mu_{cA} = 0.09\%$ 和展伸不确定度 $U_A = 0.18\%$, 满足测量不确定度低于 0.5% 的要求。

4.2 含水率测量标准装置测量验证实验

在卷烟厂制丝生产线 5 个不同工序(烟丝加香出口、松散回潮出口、切丝后、梗丝加料入口、梗丝干燥入口), 分别抓取烟丝或梗丝样品 B、C、D、E、F 按照 3.1 节、3.2 节的流程建立各样品的预测模型和修正值; 使用含水率测量标准装置对各样品进行实际测量及不确定度评价, 结果如表 3 所示。

由表 3 可知, 含水率测量标准装置测量了 5 种不同样品的含水率值, 其测量结果的扩展不确定度均低于 0.5%; 验证了本文设计的含水率标准装置以及配套的测量方法, 在测量不同物料时均能满足性能要求。

表3 5种样品测试结果与不确定度评价
Tab.3 Test results and uncertainty evaluation of five samples

样品	训练集测量 平均值 $\bar{x}/\%$	烘箱法测量 平均值 $\bar{h}/\%$	修正系 数 $\Delta/\%$	预测结果 $w'(t_1)/\%$	修正后结果 $W/\%$	合成标准不确定度 $\mu_c/\%$	扩展不确定度 $U/\%$
B	13.56	12.74	-0.82	13.57	12.75	0.11	0.22
C	17.50	16.41	-1.09	17.53	16.44	0.09	0.19
D	18.86	17.62	-1.24	18.85	17.61	0.14	0.27
E	33.09	32.26	-0.83	33.11	32.28	0.10	0.21
F	33.66	33.30	-0.36	33.68	33.32	0.15	0.30

5 结语

本文针对生产现场物料含水率原位快速测量需求,研究并设计了物料含水率测量标准装置。以 HE53 水分仪为核心部件进行可移动结构的设计,并开发了测量软件,使其具有自动计算、快速测量、处理并储存测量数据的能力。以卷烟厂提供的烟丝样品测试需求为例,建立了以 K-近邻算法为基础的含水率预测模型,并通过烘箱法对预测结果进行修正,在短时测量实现的同时具有较好的测量准确度。利用本装置对 5 种不同的样品进行了实测实验。实验结果表明,当测量时间设定为 30 min 时,测量结果展伸不确定度小于等于 0.3%,满足测量时间小于 40 min、测量不确定度低于 0.5%的性能要求,验证了本装置以及物料含水率短时干燥法测量原理是可行的。

本装置同样适用于茶叶、中草药、食品等领域加工过程中的原位测量,或者对在线水分仪进行原位校验。当应用于其他领域时,只需在前期针对不同物料进行数据积累后,即可将本装置作为烘箱法的替代方法,进行物料含水率监控这类日常工作。

参考文献:

- [1] 卢鑫坡. 便携式近红外水分仪系统的研制[D]. 长春: 吉林大学, 2022: 1-6.
LU Xin-po. Development of Portable Near Infrared Moisture Meter System[D]. Changchun: Jilin University, 2022: 1-6.
- [2] 誉东明, 郑海伟. 配方变化对烟草 TM710 水分仪检测偏差的影响研究[J]. 轻工科技, 2019, 35(5): 127-128.
YU Dong-ming, ZHENG Hai-wei. Study on the Influence of Formula Change on the Detection Deviation of Tobacco TM710 Moisture Meter[J]. Light Industry Science and Technology, 2019, 35(5): 127-128.
- [3] 黄传喜, 葛宗国, 张伟, 等. 烟丝输送高度均匀性对红外水分仪探测的影响[J]. 化纤与纺织技术, 2021, 50(9): 72-73.
HUANG Chuan-xi, GE Zong-guo, ZHANG Wei, et al. Influence of Tobacco Conveying Height Uniformity on Infrared Moisture Meter Detection[J]. Chemical Fiber & Textile Technology, 2021, 50(9): 72-73.
- [4] 李昆, 肖静, 彭杨, 等. 不同压缩空气压力及测试距离对红外水分仪测量误差的影响[J]. 轻工科技, 2021, 37(7): 93-95.
LI Kun, XIAO Jing, PENG Yang, et al. Influence of Different Compressed Air Pressure and Test Distance on the Measurement Error of Infrared Moisture Meter[J]. Light Industry Science and Technology, 2021, 37(7): 93-95.
- [5] GB 5009.3—2016, 食品安全国家标准 食品中水分的测定[S].
GB 5009.3—2016, National Food Safety Standard -- Determination of Moisture in Food[S].
- [6] 金玉立, 俞仁皓, 李佳节. 烟草制丝在线水分仪校准检测方法的改进与应用[J]. 生物化工, 2021, 7(5): 40-43.
JIN Yu-li, YU Ren-hao, LI Jia-jie. Improvement and Application of Calibration and Detection Method of On-Line Moisture Meter for Silk Making[J]. Biological Chemical Engineering, 2021, 7(5): 40-43.
- [7] ZHABENTSOVA O, GNUCHIKH E. Determining of Moisture Content of Tobacco for Hookah[J]. Proceedings of the Voronezh State University of Engineering Technologies, 2017, 79(1): 257-263.
- [8] 王乐, 毕思强, 邓国栋, 等. 基于干燥动力学的烟草含水率快速检测方法[J]. 烟草科技, 2022, 55(10): 88-95.
WANG Le, BI Si-qiang, DENG Guo-dong, et al. A Rapid Detection Method for Moisture Content in Cured Tobacco Based on Drying Kinetics[J]. Tobacco Science & Technology, 2022, 55(10): 88-95.
- [9] 王鹏. 烘干法数显水分测 I 定义不确定度的评定研究[J]. 仪器仪表标准化与计量, 2022(4): 36-37.

- Wang Peng. Evaluation and Research of Uncertainty of Drying Digital Display Moisture Tester[J]. *Instrument Standardization and Metrology*, 2022(4): 36-37.
- [10] 郑艺. 烘干法模拟显示水分测定仪测得值的不确定度评定[J]. *计量与测试技术*, 2020, 47(1): 106-108.
- ZHENG Yi. The Drying Method Simulates the Evaluation of the Uncertainty of the Value Measured by the Moisture[J]. *Metrology & Measurement Technique*, 2020, 47(1): 106-108.
- [11] 杜丽雯. 烘干法水分测定仪的计量检测和性能分析[J]. *现代商贸工业*, 2021, 42(11): 167-168.
- DU Li-wen. Measurement Detection and Performance Analysis of Drying Moisture Analyzer[J]. *Modern Business Trade Industry*, 2021, 42(11): 167-168.
- [12] 李晓琳, 谢帅, 岳健. 基于KNN改进神经网络的测试系统自动设计[J]. *计算机仿真*, 2022, 39(5): 50-55.
- LI Xiao-lin, XIE Shuai, YUE Jian. Automatic Design of Test System Based on Neural Network Improved by KNN[J]. *Computer Simulation*, 2022, 39(5): 50-55.
- [13] ZOU Jian-feng, LI Hui. Precise Marketing of E-Commerce Products Based on KNN Algorithm[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, 2022: 1-12.
- [14] BULLEJOS M, CABEZAS D, MARTIN-MARTIN M, et al. A K-Nearest Neighbors Algorithm in Python for Visualizing the 3D Stratigraphic Architecture of the Llobregat River Delta in NE Spain[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2022, 10(7): 986.
- [15] RATTANASAK A, UTHANSAKUL P, UTHANSAKUL M, et al. Real-Time Gait Phase Detection Using Wearable Sensors for Transtibial Prosthesis Based on a kNN Algorithm[J]. *Sensors*, 2022, 22(11): 4242.

责任编辑: 曾钰婵