

基于生物光子的小麦新陈度快速无损检测

巩跃洪¹, 杨铁军^{2*}, 梁义涛^{1,3}, 葛宏义^{1,3}

1. 河南工业大学信息科学与工程学院, 河南 郑州 450001
2. 河南工业大学人工智能与大数据学院, 河南 郑州 450001
3. 河南工业大学粮食信息处理与控制教育部重点实验室, 河南 郑州 450001

摘要 小麦籽粒作为一种活的生命体,在正常储藏过程中,会不断消耗自身的营养物质来维持其生命活动。随着储藏时间的推移,小麦籽粒内部各种酶的活性减弱或丧失,自身呼吸强度逐步降低,原生质胶体结构松弛,籽粒的物理和化学状态发生改变,进而导致其后续食用和加工品质变劣。因此,对小麦新陈度的准确判定,是保证储藏小麦数量和质量的前提,对指导我国粮食储存具有重要的经济和社会意义。目前常用的小麦新陈度鉴定方法主要包括感官判定法和各种生化类方法;前者主要依赖操作者个人的主观经验,容易受到外界因素的干扰,可重复性较差,判定结果因人而异,只适合作为小麦新陈度鉴定的辅助方法。后者虽然判定精度较高,但整个检测过程耗时过长,一般需要对待测样品进行复杂预处理,且检测过程中用到的多种化学试剂会对环境造成一定的污染。因此,迫切需要研究出一套快速、准确、绿色的小麦新陈度鉴定方法。利用生物光子仪器分别测试了5种不同储藏年份小麦样品的生物光子信号,并结合改进多尺度排列熵算法对2015年—2018年四种小麦样品的光子信号进行特征分析,最后借助反向传播神经网络对这4种不同储藏年份的小麦进行分类验证。实验结果表明,不同储藏年份小麦的自发光子量存在一定的差异,其中2019年小麦样品产生的光子数量明显高于其他年份的小麦样品,其余年份小麦样品光子数量的排列熵值随着储藏年限的增加而增大。对比实验结果显示,改进多尺度排列熵算法在很大程度上解决了由多尺度排列熵算法引起的信号抖动和突变问题,可以作为一种明显的特征来标识小麦的新陈度。最后借助BP神经网络进行分类测试,输出结果证明新构建的分类模型的准确度可以达到95%,能够实现对不同年份小麦新陈度的准确鉴别。

关键词 生物光子;小麦;新陈度;改进多尺度排列熵

中图分类号: O432.1 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2021)07-2166-05

引言

对生物光子的研究可追溯到1923年,俄罗斯生物学家Gurwitsch^[1]利用生物探测器对洋葱头根部进行试验时,发现洋葱细胞在快速分裂时能产生微弱的光,这种光可以刺激其他细胞加速分裂。进入21世纪,随着弱光探测技术和时间序列分析理论的进步,生物光子技术已经逐步渗入到众多领域^[2-4],尤其是在粮食品质分析中取得了很大的进展^[5-7]。

收获后的小麦在正常存储过程中,小麦籽粒生理活性减慢,有些籽粒甚至处于休眠状态。随着储藏时间的延长,小麦籽粒内部各种酶的活性减弱,自身呼吸强度降低,原生质

胶体结构松弛,小麦籽粒的物理和化学状态发生改变,导致食用品质变劣,这一系列复杂的过程称为小麦陈化。小麦陈化的过程(本文称之为小麦新陈度变化的过程),既是小麦本身的生理变化,又是生化变化,这些变化是直接导致小麦加工品质、食用品质、麦粉理化特性,以及面团流变学特性等劣变的内因。因此新陈度是判定小麦品质的重要指标之一。

目前检测小麦新陈度的方法可分为两大类:物理检测方法^[8-9]和生物化学检测方法^[10-11]。在物理检测方法中,主要包括:感官判定法、电子鼻技术、太赫兹技术、近红外光谱技术、拉曼光谱技术等。其中感官判定法主要依赖检测者的主观经验,误差较大且检测结果一般因人而异,因此该方法只适合作为小麦新陈度的辅助鉴定方法。绝大多数物理检测方

收稿日期:2020-06-23,修订日期:2020-11-15

基金项目:国家自然科学基金项目(31171775,61705061,61975053)和国家粮食公益性行业科研专项项目(201413001)资助

作者简介:巩跃洪,1982年生,河南工业大学信息科学与工程学院博士研究生 e-mail: yuehongong@163.com

* 通讯作者 e-mail: tjyanghaiyu@126.com

法属于无损检测,在稻谷或者大米新陈度鉴定方面应用较多,最具代表性的有李娟等^[12]利用近红外技术结合化学计量法组建的稻谷新陈度定量模型和赵迎等^[13]团队提出的利用拉曼光谱技术结合化学判别方法建立的大米新陈判别模型。在生物化学检测方法中,比较有代表性的有:愈创木酚法、四氮唑盐法、以及酸度法等。在愈创木酚方法中,显色时间和保持时间相差微弱,难以准确掌握,特别是储存时间相近的小麦样品,显色深浅程度差异不明显,结果太过粗略而无法进行定量判断。四氮唑盐法的不足之处在于对小麦样品的预处理过程较长,不宜用于现场快速检测。酸度法只能推断储存年限的变化趋势,具体定量关系有待进一步改善。

1 实验部分

1.1 仪器及参数

整个实验装置如图 1 所示,由四部分组成。



图 1 实验中使用的超微弱分析仪和其他设备
Fig. 1 UWL analyzer and other instrumentation used in the experiment

超微弱发光仪由北京建新力拓公司提供,型号 BPCL-2-ZL,具体的性能和实验参数为:可测量的光谱波长范围为 300~650 nm;光子平均测量背景噪声为 $26 \text{ 个} \cdot \text{s}^{-1}$;最快采样速率为 0.1 ms;输出峰值电压为 1 500 V;工作环境温度为 5~40 °C (278~313 K);工作环境相对湿度为 20%~80%。

整个实验过程大致可分为两个阶段:第一阶段是设置仪器参数,测试温度设置为 $(19.0 \pm 0.5) \text{ }^\circ\text{C}$,测试电压为 1 030 V,取样时间间隔为 5 s,前段测试时间为 240 s,后段为 1 500 s。第二阶段是选择外部实验环境和测量阶段,由于生物光子量对外界环境非常敏感,为了尽量保证测试结果的准确性,本实验采取了以下措施以标准化工况:首先,所有小麦样品测试前,在暗箱中放置 30 min,尽量减少杂光对待测样品的影响;其次在样品测试时,将实验室内部温度保持在 $(18 \pm 1) \text{ }^\circ\text{C}$,湿度 $21\% \pm 6\%$ 的条件下进行。测试时间在每天上午 10:00—11:00 之间进行。

1.2 样品制备

实验所需的从 2015 到 2019 年 5 种小麦样品由河南省遂平县裕达粮库提供,每种年份取样 50 份,每份约 30 g 左右,然后用自封袋进行封装,做好标记,并保存在冰箱中冷藏,

以备后续使用。实验前,将待测小麦样品进行简单预处理,主要操作包括挑出破损粒、未熟粒和其他杂质等,用蒸馏水洗涤三次后,放到鼓风干燥箱中使样品的水分达到 $12.5\% \pm 0.2\%$ 左右。

在小麦样本的制作过程中,以 2015 年小麦为例,取样 50 份,每份样品的重量为 $(20.00 \pm 0.02) \text{ g}$,其中 40 份作为训练样本,另外 10 份为测试样本。其余四种年份的小麦样品,按照上述步骤做同样的处理并作好相应的标记。

1.3 数据采集和处理

利用超微弱发光仪对 5 种年份的所有小麦样品超微弱自发光的光子数量进行测试和记录,由于光子量具备随机和非线性特性,在所有实验结束后分别计算每种年份小麦的平均光子数量,表 1 分别给出了 5 种年份小麦样品自发光量的均值、方差和标准差。

表 1 五种年份小麦超微弱发光数据的统计特征
Table 1 Wheat UWL data statistical characteristics in five years

	Mean value	Variance	Standard deviation
2015	41.79	375.06	19.37
2016	44.78	347.19	18.63
2017	63.33	369.42	19.22
2018	57.95	393.02	19.82
2019	182.31	6 960.43	83.43

1.4 改进后的多尺度排列熵(MMPE)

为了更好的度量一维随机时间序列的特性,Bandt^[14]等提出了排列熵(permutation entropy, PE)。紧接着研究者在排列熵的基础上提出了多尺度排列熵(multi-scale permutation entropy, MPE),研究人员发现对原始数据引入粗粒化因子后能够更加完整有效地对随机序列进行表征。然而 MPE 算法存在一定的不足之处,当初始时间序列较短时,熵值的计算精度显著降低,且稳定性变差;同时随着尺度因子的增大,可计算熵值的序列越来越短,熵值误差不断累加,系统表征的精确性下降。式(1)给出了时间序列具体的粗粒化过程。

设时间序列为 $\{Y(i), i=1, 2, \dots, n\}$, 经过粗粒化后的序列可表示为

$$z^s(j) = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^{js} y(i) \quad 1 \leq j \leq n/s \quad (1)$$

其中, s 是尺度因子,当 $s=1$ 时,式(1)即为原始时间序列,当 $s>1$ 时,得到长度为 n/s 的粗粒化序列, j 的最大值一般为 10。

在 MPE 算法的基础上,文献[15]引入了改进多尺度排列熵算法(MMPE),对粗粒化过程进行改进,进而达到提高 MPE 性能的目的,从而更好地解决由粗粒化引起的序列“断点”处熵值突变的问题。对初始时间序列 $Y(i)$ 在尺度因子 s 范围内,进行顺序移位,得到 s 组新的粗粒化时间序列,以 $s=4$ 为例,具体过程见图 2 所示。

得到的 s 组新序列可表示为

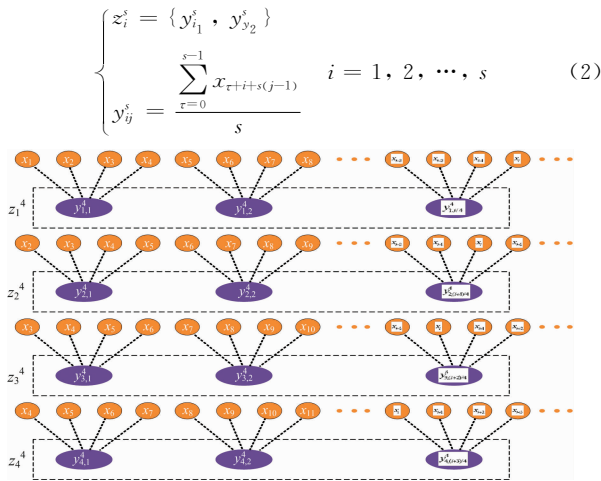


图 2 在 MMPE 算法中尺度因子 $s=4$ 的序列粗粒化示意图

Fig. 2 Coarse-graining scheme of a sequence for scale factor $s=4$ in MMPE algorithm

对每一组新构建的粗粒化序列 $z_i^s (i=1, 2, \dots, s)$ 分别计算出其 PE 值, 然后求得 s 组中每一组的平均 PE 值, 具体过程可以由式(3)表示

$$\text{MMPE}(x, s, m, \tau) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \text{PE}(z_i^s) \quad (3)$$

式(3)中, m 为嵌入的维数, τ 为时延参数。

2 结果与讨论

为了减少外界环境因素和仪器内部噪声对光子数量的影响, 在统计五种年份小麦样品的发光量时, 采取多次测量, 然后取平均值的方法, 不同年份小麦平均自发光量如图 3 所示。

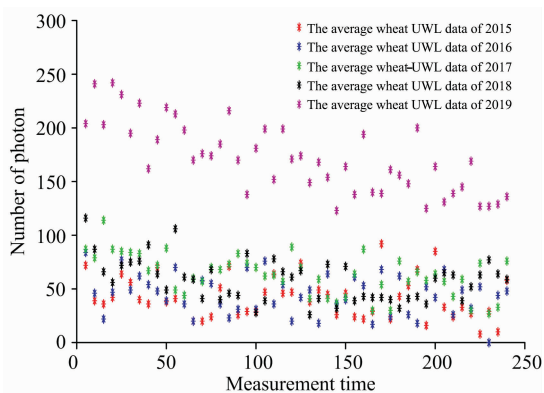


图 3 五种年份小麦平均超微弱发光数据散点图
Fig. 3 The scatter diagram of average wheat UWL data in five years

从图 3 中可以明显看出, 2019 年小麦样品的平均自发光量明显高于其他四种年份, 这是由于刚收获的小麦存在一个后熟过程, 此时小麦的呼吸和代谢作用仍比较活跃, 图 3 中较高的发光量更好地印证了这一事实。通过表 1 的统计特征

可明显看出, 2019 年小麦样品平均自发光量的均值和方差均远远高于其他年份的小麦样品, 借助最小二乘法即可将其和其他年份的小麦进行准确分类, 同时由于刚收获的小麦也不能立即用于小麦粉的加工, 因此在接下来的实验中主要分析和探讨其他四种年份小麦的自发光特性。鉴于 2015 年—2018 四种年份小麦样品的平均自发光子量区别不太明显, 本文进一步借助多尺度排列熵和改进多尺度排列熵算法对数据进行分析 and 对比。

为了更好的表征 2015 年—2018 年小麦自发光子量的随机特性, 首先将测量时间延长至 1 500 s, 其次在对采集的实验数据进行分析时引入 MPE 和 MMPE 算法, 并将两种算法的性能进行分析对比。

在 MPE 算法中, 经过多次实验仿真, 最终确定以下参数: 嵌入尺寸 $m=4$, 时延参数 $\tau=1$, 尺度因子 $s=6$ 。借助 MMPE 算法求得 4 种年份小麦的排列熵值, 并将其和相应的 MPE 值作对比, 见图 4。从图 4 中可明显看出, 采用 MMPE 算法在不同尺度下求得的熵值更加稳定, 不仅有效解决了 MPE 算法中存在的突变和抖动问题, 而且进一步提高了系统表征的精确度, 降低了熵值误差, 实验证明 MMPE 算法具备较好的鲁棒性。在 MMPE 算法中, 随着尺度因子的增大, 排列熵值呈现出单调下降的趋势, 储藏时间越长的小麦, 发光量的熵值下降趋势加快, 变化范围逐渐增宽, 非线性特性增强。由 MMPE 与 MPE 算法得出相同结论, 小麦自发光量的排列熵值跟其储藏时间呈现反比例关系。

由于 BP 神经网络具备优良的非线性映射能力和小样本数据处理能力, 且只需要三层的神经网络就能够高精度逼近任何非线性函数, 同时它还具备很好的自主学习能力、泛化能力和容错能力, 在处理小样本数据时一般不会出现收敛速度慢和过拟合现象。鉴于此, 本文借助 BP 神经网络建立小麦新陈度分类模型。分别以 MPE、MMPE 和表 1 中的统计参数作为 BP 网络的输入参数进行有监督训练, 并对最后的分类结果进行对比和评估。将四种年份的小麦样本数据共计 160 组作为训练样本, 剩余的 40 组数据作为测试样本。同时设定 BP 网络的学习层数为 3 层, 学习速率设置为 0.1, 迭代次数为 1 000 次, 终止迭代的阈值为 0.000 04, 分类输出结果见表 2 和表 3。从分类实验结果可以看出, MMPE 算法可以显著提高小麦新陈度分类模型的准确率, 识别准确率比以 MPE 为主要分类特征的模型提高了 2.5%, 而且 MMPE 算法显示出了很好的稳定性, 进一步有效克服了 MPE 算法中出现的抖动和丢失问题。

表 2 以 MPE 值为主要特征的分类结果
Table 2 Classification result by introducing MPE values as main features

Input parameters	correct group numbers	total group numbers	correct rate/%
mean, variance, standard deviation, MPE	37	40	92.5

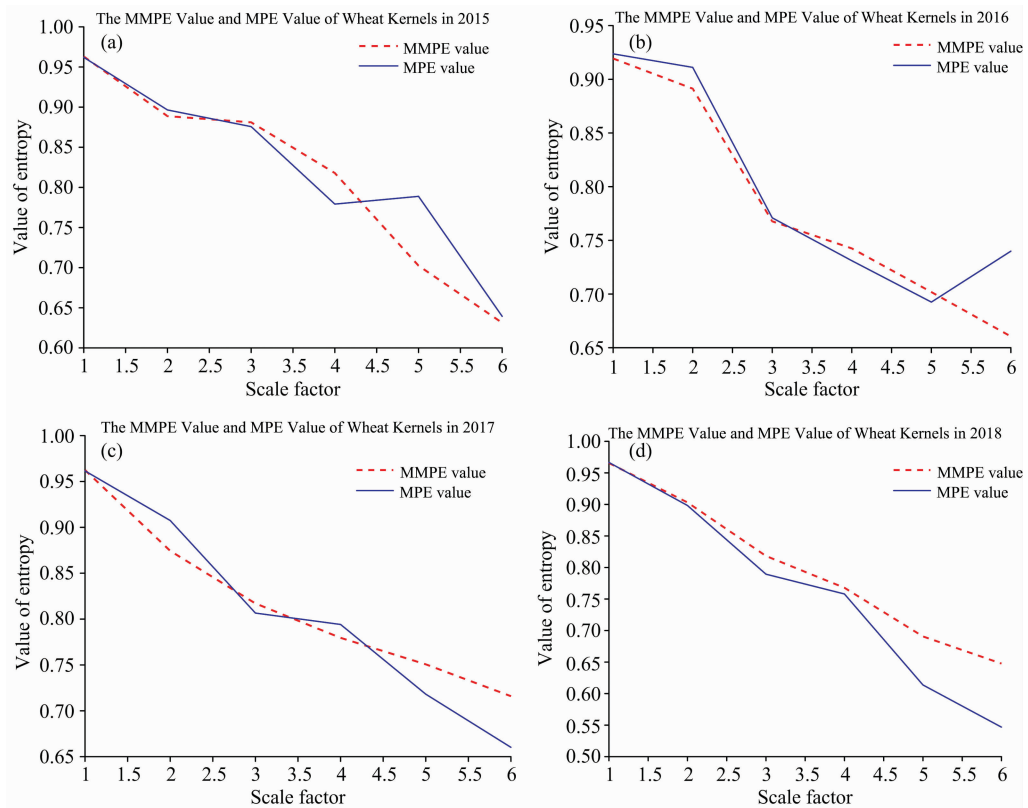


图 4 四种年份小麦生物光子量在不同尺度下的 MPE 和 MMPE 值

Fig. 4 MPE and MMPE value under different scales of wheat biophoton numbers in four years

表 3 以 MMPE 值为主要特征的分类结果

Table 3 Classification result by introducing MMPE values as main features

Input parameters	correct group numbers	total group numbers	correct rate/%
mean, variance, standard deviation, MMPE	38	40	95.0

3 结 论

实验结果表明,不同年份小麦的生物光子超微弱发光强度和特征各不相同。鉴于此,本文深入探讨了一种全新的小麦新陈度检测技术—生物光子技术,除 2019 年小麦样品之

外,通过引入 MMPE 算法对四种不同年份小麦的自发光量进行深入分析,构建出一种新的小麦新陈度分类模型,最后借助 BP 神经网络对新分类模型进行测试,实验结果表明以 MMPE 为主要分类特征的模型比以 MPE 为主要分类特征的模型分类精度提高了 2.5%,且 MMPE 算法表现出较好的鲁棒性。生物光子是生命体内部生理变化的一种外在表象,通过对小麦生物光子数量的有效获取和深入分析,生物光子技术可以作为分析小麦新陈度的一种新途径。大量实验证明,生物光子技术能够作为一种有效、绿色、无损的技术来测定小麦的品质。然而小麦在整个储藏过程中,影响其品质的因素众多,除新陈度以外,还涉及到霉变、虫害、水分等多种其他因素,能否将生物光子技术应用在这些领域并取得良好的效果,还需要大量的研究。

References

[1] Gurwitsch A. Archiv Für Mikroskopische Anatomie Und Entwicklungsmechanik, 1924, 100(1-2): 11.
 [2] Tsuchida K, Iwasa T, Kobayashi M. Journal of Photochemistry and Photobiology B: Biology, 2019, 198: 111562.
 [3] Boschi Federico, Basso Petra R, Corridori Ilaria, et al. Journal of Biophotonics, 2019, 12(9): e202000445.
 [4] Choi J R, Kim D, Menouar S, et al. Technology and Health Care, 2016, 24(s2): S577.
 [5] Shi W, Jiao K, Liang Y, et al. Journal of Photochemistry and Photobiology, B, 2016, 155: 137.
 [6] Duan Shanshan, Wang Feng, Zhang Yuan. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2019, 178: 723.
 [7] Kamal A H M, Komatsu S. Journal of Proteomics, 2016, 133: 33.

- [8] Gu S, Wang J, Wang Y. Food Chemistry, 2019, 292: 325.
- [9] GE Hong-yi, JIANG Yu-ying, MA Hai-hua, et al(葛宏义, 蒋玉英, 马海华, 等). The Journal of Light Scattering(光散射学报), 2015, 27(2): 191.
- [10] WANG Ye-hai, LI Zhi-min, XU Gui-ling, et al(王业海, 李志民, 徐桂玲, 等). Grain Storage(粮食储藏), 2016, 39(2): 45.
- [11] REN Xi-yan, ZHAO Jing-peng, JIAO Hong-chao, et al(任希艳, 赵景鹏, 焦洪超, 等). Chinese Journal of Animal Nutrition(动物营养学报), 2019, 31(9): 4331.
- [12] LI Juan, LI Zhong-hai, FU Xiang-jin(李娟, 李忠海, 付湘晋). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2012, 32(8): 2126.
- [13] ZHAO Ying, LI Ming, XIAO Zi-lan, et al(赵迎, 李明, 肖兹兰, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2016, 36(Suppl.): 303.
- [14] Bandt C, Pompeb B. Physical Review Letters, 2002, 88: 174102.
- [15] Wu S D, Wu C W, Lin S G, et al. Physics Letters A, 2014, 378(20): 1369.

Fast and Non-Destructive Determination on Fresh Degree of Wheat Kernels Based on Biophotons

GONG Yue-hong¹, YANG Tie-jun^{2*}, LIANG Yi-tao^{1,3}, GE Hong-yi^{1,3}

1. School of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China

2. School of Artificial Intelligence and Big Data, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China

3. Key Laboratory of Grain Information Processing & Control, Ministry of Education, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China

Abstract Wheat kernels, as a type of living organisms, will continue consuming the nutrients of themselves to maintain their vital activities during the normal storage period. With the increase of storage time, various enzymes inside wheat kernels decrease or lose their activities, the intensity of respiration decreasing gradually, the colloid structure of protoplasm getting relaxed, and then the physical and chemical states of wheat kernels have changed, which result in the deterioration of subsequent edible and processing quality. Therefore, it is of great economic value and social significance for our country to carry out accurate fresh degree detection to stored wheat and ensure the quantity and quality of wheat kernels. The identification methods commonly used for fresh wheat degree mainly include sensory determination method and various biochemical methods. The former method with poor repeatability, mainly depending on the operator's subjective experiences, is easily disturbed by external factors, and has an obvious error in the determination results, which is always used as a sort of auxiliary testing method in the aspect of wheat quality detection. Although the latter's accuracy is high, the whole detection process is time-consuming, and it is usually involved in a complex pretreatment for the tested samples. Meanwhile, various chemical reagents used in the detection process may cause certain pollution to the environment. Thus, it is urgent to establish a fast, accurate and green identification method for the fresh wheat degree. Special biophotonic instruments have tested biophoton signals of stored wheat kernels in five different years in this paper, and then combined the improved multiscale permutation entropy algorithm to analyze the features of wheat biophoton signals in four years from 2015 to 2018, finally, taking advantage of backpropagation neural network to classify the fresh wheat degree in four years. Experimental results show that there exist certain differences in the spontaneous biophoton number of wheat kernels stored in different years, among of which the biophoton numbers of wheat kernels in 2019 are much larger than the numbers in the other years, and the permutation entropy value of biophoton numbers of the rest wheat samples shows an increasing trend with the extension of storage time. It has been validated by simulation experiment that the improved algorithm greatly solves the problems of signal dither and mutation that existed in the MPE algorithm which can be used as an obvious feature to characterize the fresh degree of wheat kernels. After simulating by backpropagation neural network, the recognition accuracy rate of the novel classification model proposed in this paper can reach 95% and be able to precisely determine the fresh degree of wheat kernels.

Keywords Biophoton; Wheat; Fresh degree; MMPE