

# 基于宽度回声状态网络的菜籽油加工 参数自动决策方法研究

金学波<sup>1</sup>, 张雨雷<sup>1</sup>, 白玉廷<sup>1\*</sup>, 王小艺<sup>2</sup>, 张维农<sup>3</sup>, 刘配莲<sup>4</sup>

(1. 北京工商大学人工智能学院, 北京 100048; 2. 北京服装学院, 北京 100029; 3. 武汉轻工大学  
食品科学与工程学院, 武汉 430023; 4. 费县中粮油脂工业有限公司, 临沂 276000)

**摘要:** **目的** 实现菜籽油生产过程中加工参数的自动给定, 研究基于人工神经网络的自动决策方法。**方法** 利用菜籽油加工过程的检测数据, 建立一种宽度回声状态网络模型对加工参数与危害物的内在映射关系进行建模; 在危害物含量要求下, 利用此模型可实现加工过程参数的自动给定。**结果** 以脱臭工序为例的实验表明, 所提方法能够有效利用已知变量自动计算出加工参数, 宽度回声状态网络的计算精度优于其他几种典型循环神经网络模型。**结论** 所提方法可有效提升菜籽油加工过程危害物的自动控制水平, 进而提升加工过程的科学性和规范性。

**关键词:** 菜籽油加工; 参数辨识; 自动决策; 宽度回声状态网络

## Study on automatic decision-making method of processing parameters of rapeseed oil based on broad echo state network

JIN Xue-Bo<sup>1</sup>, ZHANG Yu-Lei<sup>1</sup>, BAI Yu-Ting<sup>1\*</sup>, WANG Xiao-Yi<sup>2</sup>, ZHANG Wei-Nong<sup>3</sup>, LIU Pei-Lian<sup>4</sup>

[1. College of Artificial Intelligence, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China; 2. Beijing Institute of Fashion Technology, Beijing 100029, China; 3. School of Food Science and Engineering, Wuhan Polytechnic University, Wuhan 430023, China; 4. COFCO Oil and Grains Industry (Feixian) Co., Ltd., Linyi 276000, China]

**ABSTRACT: Objective** To realize the automatic setting of processing parameters in rapeseed oil production, and study the automatic decision-making method based on artificial neural network. **Methods** Using the detection data of rapeseed oil processing, a broad echo state network model was established to model the internal mapping relationship between processing parameters and hazards. Under the requirements of hazardous substance content, the automatic setting of process parameters could be realized using this model. **Results** Taking the deodorization process as an example, it showed that the proposed method could effectively use the known variables to automatically calculate the processing parameters, and the calculation accuracy of the broad echo state network was better than that of several other typical recurrent neural network models. **Conclusion** The proposed method can effectively improve the automatic control level of hazards in rapeseed oil processing, thereby improving the scientificity and standardization of the processing.

**KEY WORDS:** rapeseed oil processing; parameter identification; automatic decision-making; broad echo state network

基金项目: 国家重点研发计划项目(2020YFC1606801)

Fund: Supported by the National Key Research and Development Program of China (2020YFC1606801)

\*通信作者: 白玉廷, 博士, 副教授, 主要研究方向为机器学习与食品安全预警决策。E-mail: baiyuting@btbu.edu.cn

\*Corresponding author: BAI Yu-Ting, Ph.D, Associate Professor, College of Artificial Intelligence, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China. E-mail: baiyuting@btbu.edu.cn

## 0 引言

油菜籽在全国的播种面积为 753.43 万公顷,年产量为 1493.07 万 t,两项均居各油料作物的首位,是我国农作物的重要组成部分之一<sup>[1]</sup>。近年来不断倡导健康饮食,居民更加注重食用油的健康问题,优质菜籽油由于其油酸含量较高(55%~60%)、饱和脂肪酸含量较低(7%)的优点而备受消费者青睐<sup>[2]</sup>,菜籽油的生产和加工具有十分广阔的前景。近年来,食品安全备受人们关注,如何在提高菜籽油生产效率的同时注重提高品质要求和质量安全成为一大热点问题。

菜籽油品质及其中的危害物含量水平与加工过程密切相关。目前在菜籽油的实际生产中,各企业加工设备的不同会导致加工参数存在差异,加工过程相关参数的设定以人为经验为主。若在原材料成为成品油的过程中加工参数给定出现偏差,或加工参数与实际情况不匹配,将导致焙炒、碱炼和脱臭等工艺过程中苯并芘、反式酸等危害物含量增加<sup>[3]</sup>。同时,人工经验的积累相比企业加工设备更新换代具有一定的滞后性,当企业加工工艺流程升级改变和设备换新时,会面临以往的生产经验无法匹配现有生产模式、短时间内难以大量积累生产经验等问题。此外,现有加工过程参数的决策方法缺乏客观数据的支撑,人为经验缺乏数据可解释性,往往会因为不同加工人员造成较大的差异性。综上所述,如何针对危害物控制问题实现菜籽油加工过程中相关参数的自动决策给定,成为新时代食品加工面临的实际问题<sup>[4]</sup>。

目前对于油料产品加工过程的研究主要集中在加工工艺和质量控制。张友峰<sup>[5]</sup>研究了油菜籽皮仁中重金属、多环芳烃和硫苷含量的差异及分布规律;邱会东等<sup>[6]</sup>对 6 种食用植物油原料及产品金属元素的迁移性进行分析;吴雪辉等<sup>[7]</sup>采用传统机器学习方法(支持向量机和浅层神经网络)通过测定油茶籽油样本脂肪酸含量数据构建油茶籽油中主要脂肪酸的定量回归模型。分析现有研究可知,油料产品危害物含量与加工过程具有关联关系,从信息学建模角度来看,加工参数的自动决策本质是建立危害物含量与加工参数的定量关系模型。金学波等<sup>[8]</sup>针对小麦加工链镉含量数据含有强非线性、强随机性噪声而导致的传统建模拟合度不高等问题,提出一种基于正则化方法的深度预测模型。牛耀星等<sup>[9]</sup>采用一级动力学模型结合 Arrhenius 方程建立基于金针菇子实体品质指标的货架期预测模型,并对模型的预测精确度进行验证及评价。传统浅层神经网络在解决复杂非线性问题时存在一定不足,如前馈神经网络在网络中没有反馈、单层感知器无法解决线性不可分问题。新兴的深度发展十分迅速,但同时也面临网络模型规模与训练速度、训练精度的平衡问题。前期研究发现,宽度学习系统(broad learning system, BLS)对非线性数据关

系具有良好的逼近能力<sup>[10]</sup>,且其增量学习机制有效解决了网络计算规模问题。同时,回声状态网络(echo state network, ESN)在隐藏层引入了一个储备池来替代多层神经网络的隐含层,不需要反向传播从而更具有训练速度上的优势<sup>[11]</sup>。宽度学习系统及回声状态网络在数据建模方面具有不同优势,为上述数据关系挖掘问题提供了新的可能。

本研究根据菜籽油产品中危害物含量的控制要求,对加工过程参数的自动给定问题进行研究。针对菜籽油加工过程参数与危害物含量数据之间的映射关系,提出一种宽度回声状态网络(broad echo state network, BESN),在宽度学习系统的增强层引入 ESN 从而进行建模。在运用此模型时,可输入要求的危害物含量,自动计算得出菜籽油脱臭等加工过程的具体操作参数。本方法通过引入机器学习解决加工参数与危害物控制的关联问题,基于数据驱动的思想为菜籽油加工提供自动决策技术,从而提升加工过程的数据支撑作用和自动化水平。

## 1 材料与方法

### 1.1 材料、试剂与设备

油菜籽为某企业收购原料。

正己烷、乙腈(色谱纯,美国 Fisher 公司);苯并芘标准品(100  $\mu\text{g/mL}$ ,德国 Dr.Ehrenstorfer 公司);苯并(a)芘分子印迹柱(500 mg/6 mL,北京艾杰尔科技有限公司);中性氧化铝柱(美国赛默飞世尔科技有限公司);微孔滤膜(美国 Ameritech 公司)。

MiniSpin 离心机(德国艾本德公司);1200 液相色谱-荧光检测器(美国安捷伦公司);BSA223S 分析天平(精度 0.1 mg,瑞士 Sartorius 公司);默克 Milli-Q 超纯水机(美国 Millipore 公司)。

进行模型计算的设备为 R7000 便携式电脑(配备 16 GB 运行内存和 RTX3050 显卡)。

### 1.2 方法

#### 1.2.1 菜籽油加工链关键节点分析

菜籽油加工链主要分为两个过程,分别是毛油的制备过程和精炼油的制备过程,如图 1~3 所示。

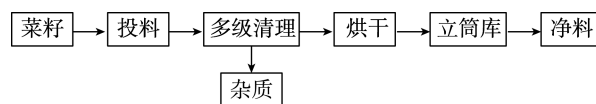


图1 原料预处理工艺简化示意图

Fig.1 Simplified diagram of the raw material pretreatment process

菜籽油的制备首先需要对加工原料的菜籽进行预处理,去除杂质得到净菜籽,再将净菜籽加工成毛油,相关步骤如图 1 和图 2 所示。需要注意的是,菜籽油原料可能含有污染物,如生长地含有重金属超标的土壤和水,培育

过程中带来的农药化肥残留等。同时,菜籽油相关加工工艺也会引入新的残留物影响油的品质,如在图 3 所示的精炼油制备过程中,脱胶工序中的非水化磷脂和脱色工序中采用的吸附白土等残留物。在脱臭和冬化工序中,温度是需要控制的关键因素。适宜的温度有助于去除油脂中的游离脂肪酸、苯并芘和塑化剂等,但温度过高会导致营养物质如生育酚、植物甾醇的损失,还会导致色素固着造成油脂色泽加深,此外还会造成缩水甘油酯、聚合物等危害物的形成。

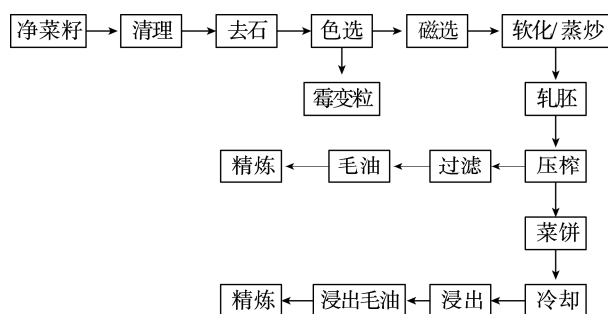


图 2 制油工艺简化示意图

Fig.2 Simplified diagram of the oil making process

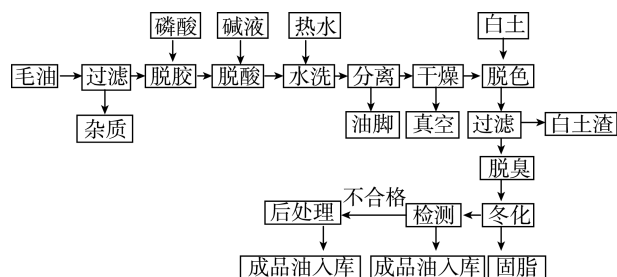


图 3 精炼油的制备过程简化示意图

Fig.3 Simplified diagram of the preparation process of refined oils

分析上述菜籽油加工过程可知,不同环节的具体加工方式和参数对各类危害物含量具有直接影响,为此需要对加工参数进行科学给定。本研究基于数据驱动思想解决此问题,首先采集相关数据,然后建立机器学习模型用于挖掘相关关系。

### 1.2.2 苯并芘浓度的测定

目前多采用高效液相色谱法对苯并芘进行定量检测,即植物油依次经过正己烷提取、中性氧化铝或分子印迹小柱净化、浓缩、乙腈溶解后得到待测样品<sup>[12-13]</sup>,样品在配备荧光检测器的反相液相色谱进行分离检测,最后通过外标法计算获得样品中苯并芘的含量<sup>[14-15]</sup>。

## 1.3 数据处理

### 1.3.1 苯并芘含量数据集构建

植物油中的苯并芘来源主要有两种,食用油卫生

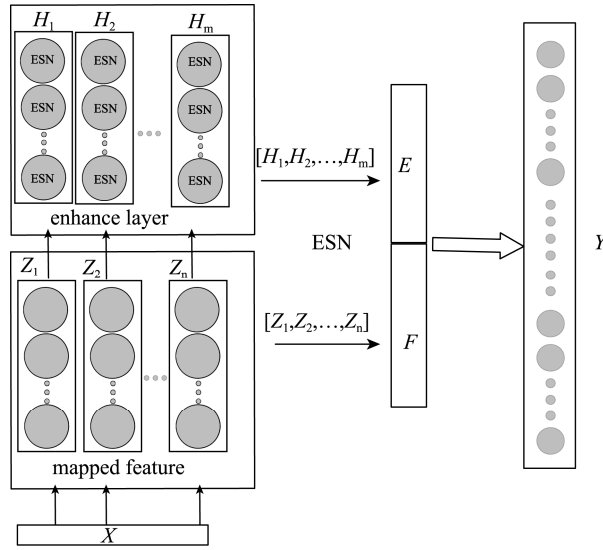
标准 GB 2716—2018《食品安全国家标准 植物油》中规定植物油中苯并芘的含量不得高于 10  $\mu\text{g}/\text{kg}$ 。第一种是在油料生长环境中受工业生产和人类活动产生的苯并芘污染的土壤、水和空气,伴随植物生长进入油菜籽中<sup>[16]</sup>。第二种是油料加工企业在热加工过程中所产生的苯并芘。由于菜籽油加工企业对不同批次使用的油菜籽产地溯源较为困难,而且不同地区的菜籽油风味不同导致油料加工企业在采购油菜籽品种时对种类的侧重也会不同。因此本研究主要集中在热加工过程中,通过自动决策菜籽油的加工参数来探索一种能够有效降低菜籽油中苯并芘含量的方法。

目前已有关于不同加热温度和时间对菜籽油中苯并芘含量影响的相关研究<sup>[17]</sup>,考虑到菜籽油不同加热温度和时间等加工工艺的复杂度,从加热温度和时间这两个工艺条件出发来降低苯并芘的含量<sup>[18]</sup>,这样首先不需要加工企业对生产线进行升级改造,其次温度和时间这两个因素简单可控易调节,对企业来说可以节约时间成本和生产成本。菜籽油加工的多个环节中,苯并芘的产生是由于温度过高引起的高分子蛋白质裂成的低分子氨基酸与植物油脂的热聚合反应,为避免多个需要加热的环节造成苯并芘的含量反复增加,本研究针对菜籽油精炼制备中脱臭工序的脱臭时间和脱臭温度进行加工参数辨识。脱臭工序是精炼油的制备过程中最后一个需要加热的环节,因此在脱臭工序中对脱臭时间和脱臭温度的参数辨识对降低成品油中苯并芘的含量具有重要作用。

在实际生产过程中,需要针对原料中苯并芘的含量,以成品质量要求为依据,选择合适的脱臭温度和时间。为设立对照实验,分别选取脱臭工序中不同苯并芘含量的成品,并对成品的脱臭时间和脱臭温度分别设立相同温度下不同时间和相同时间下不同温度等对照条件对脱臭过程中苯并芘含量进行测定。

### 1.3.2 基于 BESN 模型分析

本研究提出一种 BESN,用于映射相关变量的关系,进而指导菜籽油加工过程。为满足 BESN 对训练数据的基本要求,研究过程中采用 3 次样条插值方法<sup>[19-20]</sup>对现有检测数据进行增广。该方法可以辅助建立离散变量之间的函数关系,3 次样条插值相对于埃尔米特插值得到的数据曲线更加光滑,相对于分段线性插值更加贴合真实的数据变化,适用于本次实验所采取的数据特性。与 2 次插值样条相比,3 次插值样条在时间序列预测拟合预测值具有更好的拟合效果<sup>[21-22]</sup>。本研究采用 3 次样条插值函数将数据扩充为 8000 组作为训练集,再将原表内 14 组数据作为测试集,并将 3 列变量作为输入数据,分别为原料中苯并芘的含量,成品中苯并芘的含量和脱臭温度,将脱臭时间作为输出数据,由此可通过 3 列数据预测 1 列的形式再分别采用不同的网络进行菜籽油加工参数的回归分析。网络结构如图 4 所示。



注:  $X$  代表输入数据,  $Z$  为输入数据  $X$  输入映射层得到的映射节点,  $F$  表示映射节点  $Z$  组成映射层输出矩阵, 同样  $H$  代表映射节点  $Z$  输入增强层得到的增强节点,  $E$  为增强层输出的增强节点矩阵,  $Y$  为宽度回声状态网络的输出; enhance layer 指强化层, mapped feature 指映射特征。

图4 宽度回声状态网络示意图

Fig.4 Diagram of the broad echo state network

图4中, 宽度回声状态各层功能如下:

#### (1)映射层

数据进入映射层, 映射层通过具有较强挖掘数据特征的映射函数生成一个个特征节点, 这些特征节点共同组成映射层的输出。

#### (2)增强层

再将映射层的输出输入到增强层, 增强层的每一个神经单元都是回声状态网络单元, 回声状态网络中的储备池用来处理输入信息, 多个增强层神经单元可以对输入增强层的信息进行并行处理, 进而获得更加丰富的状态信息<sup>[23-24]</sup>。

#### (3)输出层

输出层的输出由映射层的映射矩阵和增强层输出的增强矩阵共同组成。最后, 通过输出层的线性拟合关系计算状态信息与真实输出之间的关系, 得到输出权重, 网络训练完成。

宽度回声状态是由宽度学习系统结合回声状态网络而成, 具有宽度学习增量算法的优势, 使用宽度回声网络进行预测, 首先要确定网络的输入输出<sup>[25]</sup>。本研究采取的输入数据分别为原料中苯并芘的含量、脱臭时间和成品中苯并芘的含量, 输出数据为脱臭温度, 由此确定好网络的输入输出后开始进行网络训练实现对菜籽油加工参数的辨识。

对于一个特定的 BESN 网络, 它的模型结构首先定义为: 映射层神经元个数为  $n$ , 增强层中回声状态网络储备池中的单元个数为  $m$ <sup>[10]</sup>。其中, 根据输入数据  $X$ , 映射层的特征映射节点  $Z_1$  的表达式如公式(1)所示, 特征映射节点的

表达式  $Z_i$  如公式(2)所示, 增强层输出如公式(3)所示, 网络输出公式与宽度学习系统输出公式一致<sup>[26]</sup>, 如公式(4)所示:

$$Z_1 = \phi(XW_{e1} + \beta_{e1}) \quad (1)$$

$$Z_i = \phi(XW_{ei} + \beta_{ei}) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

其中,  $\phi$  为激活函数; 权重  $W_{ei}$  和偏置  $\beta_{ei}$  随机生成。将  $n$  组特征节点拼接为  $Z^n = [Z_1, Z_2, \dots, Z_n]$ , 然后输入到 BESN 网络增强层, 增强层的每一个神经单元都是 ESN 单元<sup>[27]</sup>, 用  $H_j$  表示含有  $r$  个神经元的第  $j$  组增强节点, 则有公式(3):

$$H_{j+1} = (1 - \alpha)H_j + \alpha \cdot f(W^{\text{in}}_{j+1} + \hat{W}H_j) \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

其中,  $\alpha$  为遗忘率,  $\alpha$  越小代表上一个状态被遗忘的信息越小, 则被保留的信息越多。反之,  $\alpha$  越大代表上一个状态被遗忘的信息越大, 被保留的信息越多。 $W^{\text{in}}$  为输入连接权值矩阵,  $\hat{W}$  为储备池连接权值矩阵,  $f(\cdot)$  代表激活函数, 一般选择 tanh 函数或者 sigmoid 函数。将  $m$  组增强节点拼接为  $H^m = [H_1, H_2, \dots, H_m]$ , 记  $A = [Z^n | H^m]$ , BLS 的输出公式如(4), 其中  $W^{\text{out}}$  为输入层到输出层的权重。

$$Y = AW^{\text{out}} \quad (4)$$

BESN 是以宽度学习系统为框架, 在宽度学习系统的增强层引入 ESN 为神经元实现特征增强。BESN 相比在深度方向上延伸而选择通过横向添加神经节点来完成特征传递, 相比较复杂的神经网络而言所需要更新的参数少、权重求解方便, 从而节省训练时间和计算量, 同时也具有较强的泛化能力。BESN 可以直接向原始模型添加节点或输入数据, 而无需重建从而简化参数调整和重构的过程, 可以大量节约计算机的算力, 更具有应用前景。BESN 只需借助伪逆求取网络隐藏层到输出层的权重, 这种求解方式快速, 而且不会遇到梯度消失或爆炸的问题。

#### 1.3.3 预测结果评价标准

本研究使用 3 个量化评价指标来评估系统的性能, 分别为均方根误差(root mean square error, RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和皮尔逊相关系数  $R$ 。其中, RMSE、MAE 的值越小越体现出预测值接近真实值,  $R$  的值越大越体现出拟合程度越好<sup>[28-29]</sup>。其中均方根误差 RMSE、平均绝对误差 MAE 和皮尔逊相关系数  $R$  3 种评价指标的计算公式分别如公式(5)、(6)和(7)所示:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (5)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_i| \quad (6)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y}_i)(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y}_i)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}}_i)^2}} \quad (7)$$

其中,  $m$  为样本数,  $y$  为实际的脱臭温度值,  $\hat{y}$  为模型预测

给出的各环节脱臭温度值,  $\bar{y}$  为实际脱臭温度的平均值,  $\hat{y}$  表示脱臭温度预测结果的平均值。

2 结果与分析

2.1 不同模型决策的性能比较

在相同温度下不同时间和相同时间下不同温度等对照条件下对脱臭过程中苯并芘含量进行测定, 结果如表 1 所示, 测定变量包含菜籽油原料中苯并芘的含量、脱臭工序中的温度和时间以及成品中的苯并芘的含量。

表 1 脱臭对菜籽油中苯并芘的影响  
Table 1 Effects of deodorization on benzopyrene in rapeseed oil

| 原料/( $\mu\text{g/kg}$ ) | 脱臭温度/ $^{\circ}\text{C}$ | 脱臭时间/min | 成品/( $\mu\text{g/kg}$ ) |
|-------------------------|--------------------------|----------|-------------------------|
| 16.890                  | 270                      | 110      | 9.77                    |
| 16.890                  | 250                      | 100      | 10.89                   |
| 16.890                  | 250                      | 120      | 10.12                   |
| 16.890                  | 230                      | 80       | 13.75                   |
| 16.890                  | 240                      | 80       | 12.98                   |
| 16.890                  | 250                      | 80       | 11.08                   |
| 16.890                  | 260                      | 80       | 10.68                   |
| 16.890                  | 270                      | 80       | 10.04                   |
| 10.483                  | 220                      | 100      | 6.76                    |
| 10.483                  | 240                      | 100      | 4.60                    |
| 10.483                  | 260                      | 100      | 0.00                    |
| 10.483                  | 260                      | 40       | 9.59                    |
| 10.483                  | 260                      | 60       | 7.24                    |
| 10.483                  | 260                      | 80       | 3.55                    |

基于表 1 中的数据进行实验。其中, 前 8000 组数据用作训练集, 对模型的性能进行训练优化; 表 1 中的数据作为测试集, 测试模型的性能。数据实验使用本研究提出的模型与长短期记忆网络(long short term memory, LSTM)、ESN、门控循环单元(gated recurrent units, GRU)模型进行对比, 使用 RMSE、MAE、 $R$  3 种指标进行结果评估, 结果见表 2。

表 2 不同模型决策的性能对比  
Table 2 Performance comparison of different model decisions

| 模型      | RMSE    | MAE     | $R$     |
|---------|---------|---------|---------|
| ESN     | 23.2139 | 19.6443 | -0.2020 |
| LSTM    | 14.0410 | 12.5043 | 0.0937  |
| GRU     | 14.1663 | 1.6506  | 0.5571  |
| 本研究所提模型 | 0.0205  | 12.6421 | 0.9999  |

由表 2 可知, 本研究所提模型的 RMSE 达到 0.0205, 相比其他模型效果最好。从表 2 中可以看出, ESN 和 LSTM 作为循环神经网络, 虽然能够解决一定程度的梯度问题, 但对于更长的数据还是无法学习到长时依赖关系, 因此造

成在拟合非线性数据的任务上效果不佳。而 BESN 具有特征层和增强层, 相比于单一的循环神经网络结构, 利用特征层优异的特征学习能力来获得输入数据中表达能力更强的数据特征<sup>[30]</sup>。首先, 通过特征层将输入数据生成第一特征映射节点, 继而传输到第二特征节点, 利用输入数据映射的特征作为网络的特征节点。其次, 映射的特征会传递到随机生成权重的增强节点。强化层通过 ESN 单元的储备池处理输入信息, 多个强化层神经单元可以对输入强化层的信息进行并行处理, 进而获得更加丰富的状态信息。通过验证集的验证与对比分析, 本研究所提模型在预测任务中表现更为出色, 具有加工参数辨识能力, 对于菜籽油脱臭温度等加工参数有良好的预测性能, 能够达到加工参数自动决策的目的。

2.2 加工参数决策结果分析

研究利用提出的 BESN 对菜籽油加工参数进行 14 组数据的测试, 结果如图 5 所示。具体而言, 在已知菜籽油原料苯并芘含量、成品中苯并芘含量要求、脱臭时间的条件下, 对 14 组不同情况下的脱臭温度进行自动辨识。其中, 选取典型深度网络作为对比方法, 包括 ESN、LSTM、GRU, 均使用 8000 组训练数据对模型进行自学习。从图 5 中可以看出, 在前 6 组实验危害物测定时, BESN 更贴近真实数据, 预测精度更高, 能够明显的拟合数据变化趋势。前 5 组实验数据量波动较大, 相较于对照组网络, BESN 在拟合波动性较大的数据能够发挥出明显的优势, 而 GRU 等网络在拟合波动性较大的数据明显表现不佳。第 6 至第 10 组数据波动适中, BESN 相比对照组能够跟随数据变化的趋势, 依然表现出优良的预测性能。第 11 组至第 14 组数据波动性较小且变化规律明显, 但 BESN 同样表现出较好的拟合趋势, 同时在实际生产中, 因为菜籽油原材料往往来自于不同产地, 造成菜籽油苯并芘等危害物含量随着生长环境受到的污染不同表现出较大的差异性, 因此是真实的数据往往具有较大的波动性。综上所述, BESN 因其能够拟合真实的数据且具有更优良网络性能更适用于实际菜籽油不同加工参数对危害物含量预测应用的场景。

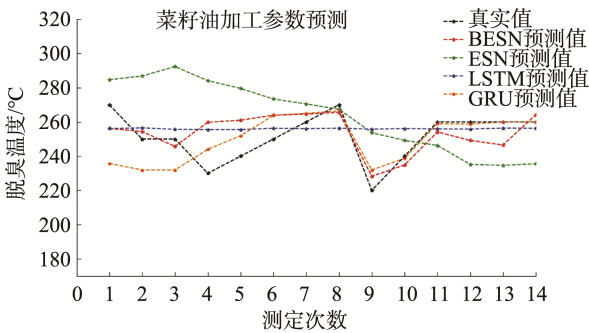


图 5 菜籽油加工参数自动辨识结果  
Fig.5 Automatic identification results of rapeseed oil processing parameters

GB 2762—2012《食品安全国家标准 食品中污染物限量》中规定苯并(a)芘在菜籽油中最大使用量 10  $\mu\text{g}/\text{kg}$ 。从图 5 中可以看到在原料为 16.89  $\mu\text{g}/\text{kg}$  和脱臭时间为 80 至 100 min 的条件下,根据网络辨识结果,如果要达到 GB 2762—2012 中规定苯并(a)芘在菜籽油中最大使用量 10  $\mu\text{g}/\text{kg}$  的标准,则需要将温度调整到 270 $^{\circ}\text{C}$ 。在原料为 10.483  $\mu\text{g}/\text{kg}$  的条件下,同样可以自动辨识脱臭温度等参数。

本研究以脱臭工艺为例,以苯并芘为主要控制的危害物为依据对脱臭温度进行自动分析。若在生产过程中获得了更多的检测数据,可对该网络进行持续训练和优化,使之与实际生产数据更为相符。在实际生产中,可将原料中苯并芘含量、预期含量等参数输入本研究所提网络, BESN 可自动计算出适用于当前环境的脱臭温度,进而指导油料加工过程。此决策过程不依赖于人工,通过机器学习方法实现了加工参数的自动决策。

### 3 结 论

大宗油脂是重要的基础性食品,其中菜籽油占到大宗油脂产品的较大比例。为了确保菜籽油质量安全,油料加工企业就必须在菜籽油加工过程注重去除危害物的含量,为提升加工过程的科学性和规范性,需要研究一种加工参数的自动决策方法。本研究针对菜籽油加工参数的辨识和选择问题,提出基于 BESN 的菜籽油加工参数自动决策方法。应用网络模型可以根据菜籽油原料情况和危害物控制需求,准确地预测出加工环节的参数。研究表明所提网络模型相对经典深度学习网络可以提高数据分析精度,实现对复杂数据的可靠挖掘。本研究所提方法是运用信息领域机器学习方法对食品安全控制的解决方案探索,可充分发挥生产过程数据的作用,避免人为经验造成的决策偏差甚至错误。该方法可推广至其他油料产品的加工过程,为实现规范化、自动化的加工生产提供技术支持。

### 参考文献

- [1] 刘成,冯中朝,肖唐华,等.我国油菜产业发展现状,潜力及对策[J].中国油料作物学报,2019,41(4):485-489.  
LIU C, FENG ZC, XIAO TH, *et al.* Development, potential and adaptation of Chinese rapeseed industry [J]. Chin J Oil Crop Sci, 2019, 41(4): 485-489.
- [2] 张冉,曹娟娟,濮超,等.中国油菜籽和菜籽油的生产、进出口及供需分析[J].中国油脂,2022,47(6):8-14.  
ZHANG R, CAO JJ, PU C, *et al.* Analysis on production, import, export, supply and demand of rapeseed and rapeseed oil in China [J]. China Oils Fats, 2022, 47(6): 8-14.
- [3] 黄天柱,陈渠玲,吴卫国,等.国产菜籽油加工行业现状及发展趋势探讨[J].中国油脂,2020,45(8):5-8.  
HUANG TZ, CHEN QL, WU WG, *et al.* Current situation and development trend of domestic rapeseed oil processing industry [J]. China Oils Fats, 2020, 45(8): 5-8.
- [4] 赵亮,牛宏亮,杨金部,等.不同油籽生产工艺中苯并芘含量变化研究[J].食品与发酵科技,2020,56(4):26-31.  
ZHAO L, NIU HL, YANG JB, *et al.* Study on the change of benzopyrene content in different oilseed production processes [J]. Food Ferment Technol, 2020, 56(4): 26-31.
- [5] 张友峰.油菜籽皮仁中重金属、多环芳烃和硫苷含量分布[J].中国油脂,2021,46(7):86-91.  
ZAHNG YF. Distribution of heavy metals, polycyclic aromatic hydrocarbons and glucosinolates in rapeseed hulls and kernels [J]. China Oils Fats, 2021, 46(7): 86-91.
- [6] 邱会东,董鑫,彭英,等.食用植物油原料及其产品中金属元素迁移性的统计分析[J].中国油脂,2020,45(5):53-57.  
QIU HD, DONG X, PENG Y, *et al.* Investigation of metallic elements migration in edible vegetable oils raw materials and their products [J]. China Oils Fats, 2022, 45(5): 53-57.
- [7] 吴雪辉,何俊华,王泽富.红外光谱快速测定油茶籽油脂脂肪酸组成的模型建立[J].中国油脂,2022,47(2):124-128.  
WU XH, HE JH, WANG ZF. Establishment of rapid detection model of fatty acid composition of oil-tea camellia seed oil by infrared spectroscopy [J]. China Oils Fats, 2022, 47(2): 124-128.
- [8] 金学波,张佳帅,郭天洋,等.小麦加工链中重金属镉含量的深度网络预测模型[J].食品科学,2022,43(17):50-55.  
JIN XB, ZHANG JS, GUO TY, *et al.* Deep network based prediction model for heavy metal cadmium content in wheat processing chain [J]. Food Sci, 2022, 43(17): 50-55.
- [9] 牛耀星,王霆,毕阳,等.温度对金针菇贮藏品质的影响及货架期的预测模型[J].食品科学,2021,42(1):264-271.  
NIU YX, WANG T, BI Y, *et al.* Effect of storage temperature on the quality of *Flammulina velutipes* and shelf life predictive modeling [J]. Food Sci, 2021, 42(1): 264-271.
- [10] CHEN JL, ZHU LL. Broad learning system: An effective and efficient incremental learning system without the need for deep architecture [J]. IEEE Trans Neural Netw Learning Syst, 2018, 29(1): 10-24.
- [11] LIU J, SUN T, LUO Y, *et al.* An echo state network architecture based on quantum logic gate and its optimization [J]. Neurocomputing, 2020, 371: 100-107.
- [12] 黄丹丹,段云鹏,付滔,等.评定高效液相色谱法测定植物油中苯并芘的不确定度[J].食品安全质量检测学报,2019,10(20):7011-7014.  
HUANG DD, DUAN YP, FU T, *et al.* Evaluate the uncertainty of determination of benzo(a)pyrene in vegetable oil by high performance liquid chromatography [J]. J Food Saf Qual, 2019, 10(20): 7011-7014.
- [13] 陈晨,陈妍,倪炜华,等.高效液相色谱法测定食品中脱氢乙酸的不确定度评定[J].食品安全质量检测学报,2019,10(9):2660-2663.  
CHEN C, CHEN Y, NI WH, *et al.* Evaluation of uncertainty for the determination of dehydroacetic acid in food by high performance liquid chromatography [J]. J Food Saf Qual, 2019, 10(9): 2660-2663.
- [14] 余文琴,肖昭竞,冉宗勤,等.低共熔溶剂液液微萃取高效液相色谱法检测调味油中6种工业染料[J].食品安全质量检测学报,2022,13(23):7573-7580.  
YU WQ, XIAO ZJ, RAN ZQ, *et al.* Determination of 6 kinds of industrial dyes in flavoured oil by deep eutectic solvent liquid-liquid microextraction combined with high performance liquid chromatography [J]. J Food Saf Qual, 2022, 13(23): 7573-7580.

- [15] 许星鸿, 丁子媛, 王迅, 等. 高效液相色谱法检测水产品中双酚 A 及其蓄积特征研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2022, 13(20): 6482–6487.  
XU XH, DING ZY, WANG X, *et al.* Determination of bisphenol A content in aquatic products by high performance liquid chromatography and its accumulation characteristics [J]. J Food Saf Qual, 2022, 13(20): 6482–6487.
- [16] 史巧巧, 席俊, 陆启玉. 食品中苯并芘的研究进展[J]. 食品工业科技, 2014, 35(5): 379–381.  
SHI QQ, XI J, LU QY. Research progress in benzopyrene in foods [J]. Sci Technol Food Ind, 2014, 35(5): 379–381.
- [17] 肖新生, 周旭, 蒋黎艳. 植物油加工工艺对风味物质影响的研究进展[J]. 中国油脂, 2021, 46(9): 51–56.  
XIAO XS, ZHOU X, JIANG LY. Progress on influence of vegetable oil processing technology on flavor compounds [J]. China Oils Fats, 2021, 46(9): 51–56.
- [18] 熊巍林, 邹燕娣, 金瑚, 等. 不同加热温度和时间对菜籽油中苯并( $\alpha$ )芘含量影响的研究[J]. 食品研究与开发, 2015, 36(16): 25–28.  
XIONG WL, ZOU YD, JIN H, *et al.* Study the influences of different heat temperature and time on beno( $\alpha$ )pyrene content in rapeseed oil [J]. Food Res Dev, 2015, 36(16): 25–28.
- [19] MOHAMMED O, ABDELLAH L, MOHAMED L, *et al.* Fitting and smoothing data using algebraic hyperbolic cubic Hermite spline interpolation [Z]. 2022.
- [20] KIHAI MC, MOULAI H, AZIZI H, *et al.* Sequential adaptive sampling based on cubic spline interpolation to accelerate the near field scanning [J]. J Electromagn Waves Appl, 2022, 36(16): 2237–2259.
- [21] 陈文略, 王子羊. 三次样条插值在工程拟合中的应用[J]. 华中师范大学学报(自然科学版), 2004, (4): 418–422.  
CHEN WL, WANG ZY. The application of cubic splines interpolation in the project fitting [J]. J Huazhong Norm Univ (Nat Sci Ed), 2004, (4): 418–422.
- [22] 杨海民, 潘志松, 白玮. 时间序列预测方法综述[J]. 计算机科学, 2019, 46(1): 21–28.  
YANG HM, PAN ZS, BAI W. Review of time series prediction methods [J]. Computer Sci, 2019, 46(1): 21–28.
- [23] 许美玲, 王依雯. 基于改进差分进化和回声状态网络的时间序列预测研究[J]. 自动化学报, 2021, 47(7): 1589–1597.  
XU ML, WANG YW. Time series prediction based on improved differential evolution and echo state network [J]. Acta Automat Sin, 2021, 47(7): 1589–1597.
- [24] 牟晓惠. 回声状态网络学习机制的研究及其应用[D]. 北京: 北京邮电大学, 2021.  
MOU XH. Research and application of learning mechanism of echo state network [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021.
- [25] TAEHWAN K, BRIAN R. Time series prediction using deep echo state networks [J]. Neural Comput Appl, 2020, 32(23): 17769–17787.
- [26] ZHANG SH, SUN ZZ, WANG M, *et al.* Deep fuzzy echo state networks for machinery fault diagnosis [J]. IEEE Trans Fuzzy Syst, 2020, 28(7): 1205–1218.
- [27] CHEN JL, LIU ZL, FENG S. Universal approximation capability of broad learning system and its structural variations [J]. IEEE Trans Neural Netw Learn Syst, 2019, 30(4): 1191–1204.
- [28] LONG JY, ZHANG SH, LI C. Evolving deep echo state networks for intelligent fault diagnosis [J]. IEEE Trans Ind Inf, 2020, 16(7): 4928–4937.
- [29] ZHANG HG, LIU C, SU HG, *et al.* Echo state network-based decentralized control of continuous-time nonlinear large-scale interconnected systems [J]. IEEE Trans Syst Man Cybern-Syst, 2021, 51(10): 6293–6303.
- [30] GAVRUS C, IVAN N, OANCEA G. Machining parameters optimization based on objective function linearization [J]. Mathematics, 2022, 10(5): 803.

(责任编辑: 韩晓红 张晓寒)

## 作者简介



金学波, 博士, 教授, 主要研究方向为信息融合与估计、食品安全大数据分析。  
E-mail: jinxuebo@btbu.edu.cn



白玉廷, 博士, 副教授, 主要研究方向为机器学习与食品安全预警决策。  
E-mail: baiyuting@btbu.edu.cn