

## Wi-freshness: 基于CSI的猪肉新鲜度检测系统研究

牛超<sup>1,2,3</sup>, 杨卫东<sup>1,2,3</sup>, 胡鹏明<sup>2,3</sup>, 高向上<sup>1,2,3</sup>, 沈二波<sup>2,3</sup>

- (1. 河南工业大学信息科学与工程学院, 河南 郑州 450001;  
2. 河南省粮食光电探测与控制重点实验室(河南工业大学), 河南 郑州 450001;  
3. 粮食信息处理与控制教育部重点实验室(河南工业大学), 河南 郑州 450001)

**摘要:** 有效、快速地评价猪肉新鲜度对猪肉品质监测具有重要意义。然而, 传统的感官评价方法过于主观, 理化分析又耗时过长且具有破坏性。虽然射频信号被用于定位、材料识别、生命体征监测, 但在肉类新鲜度检测方面并未受到重视。提出了一种实时、无损、低成本的基于信道状态信息(CSI, channel state information)的猪肉新鲜度检测系统 Wi-freshness。该系统基于泛在网络(商用 Wi-Fi)部署和实施, 是物联网在生鲜农产品领域一个新的应用。Wi-freshness 包括 CSI 数据感知、数据预处理、检测建模和新鲜度检测 4 个模块。考虑 Wi-freshness 需要处理的数据特征值不多, 以及对预测的实时性要求较高的特点, 提出一种基于宽度学习系统(BLS, broad learning system)的检测模型。实验结果表明, Wi-freshness 系统能达到 93% 以上的检测准确率。

**关键词:** 信道状态信息; Wi-Fi; 猪肉新鲜度检测; 宽度学习系统

**中图分类号:** TP39

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.2023.00332

## Wi-freshness: research on CSI-based pork freshness detecting system

NIU Chao<sup>1,2,3</sup>, YANG Weidong<sup>1,2,3</sup>, HU Pengming<sup>2,3</sup>, GAO Xiangshang<sup>1,2,3</sup>, SHEN Erbo<sup>2,3</sup>

1. College of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China  
2. Henan Province Key Laboratory of Grain Photoelectric Detection and Control(Henan University of Technology), Zhengzhou 450001, China  
3. Key Laboratory of Grain Information Processing and Control(Henan University of Technology), Ministry of Education, Zhengzhou 450001, China

**Abstract:** Effective and rapid detection of pork freshness is important for pork quality. However, traditional sensory evaluation methods are too subjective, physical and chemical analysis methods are time-consuming and destructive. Recently, radio frequency is widely used in the field of location, material identification and human body monitoring, while, the meat freshness detection is ignored. A real-time, non-destructive and low-cost system for pork freshness detecting based on channel state information (CSI) was proposed. It is a new application of internet of things in the field of fresh agricultural products based on ubiquitous network (commercial Wi-Fi). The proposed Wi-freshness consists of four modules: CSI data sensing, data pre-processing, detection modelling and freshness detection. Considering the need for Wi-freshness data characteristic value processing is not much, and high demand for real-time prediction characteristics, a detection model based broad learning system (BLS) was proposed. Experiment shows that Wi-freshness system can achieve more than 93% detection accuracy.

**Key words:** channel state information, Wi-Fi, pork freshness detection, broad learning system

收稿日期: 2022-09-15; 修回日期: 2023-03-10

通信作者: 杨卫东, mengguyang@163.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.62172141, No.61772173); 河南省自然科学基金资助项目(No.222300420004); 河南省重大公益专项(No.201300210100); 河南省留学人员科研择优资助项目(No.2124003)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.62172141, No.61772173), The Natural Science Foundation of Henan Province (No.222300420004), The Major Public Welfare Project of Henan Province (No.201300210100), The Scientific Research Program for Overseas Students of Henan Province (No.2124003)

## 0 引言

猪肉是受人们欢迎的肉类之一，其味道鲜美、出肉率高，并且含有丰富的蛋白质、脂类、碳水化合物、微量元素等营养物质。这些营养物质除了为人类提供能量，还能促进微生物生长和繁殖，这使得猪肉很容易变质<sup>[1]</sup>。因此，人们采取了大量的措施来保持猪肉的新鲜度和延长货架期，如冷藏<sup>[2]</sup>和冷链运输<sup>[3]</sup>。然而，由于成本和地区消费习惯等原因，这种高效的锁鲜技术并没有得到广泛的应用，在中国，热鲜肉占整个猪肉市场份额的60%<sup>[4]</sup>。新鲜宰杀的热鲜肉由于水分多、营养物质丰富，更加适于微生物的生长繁殖，在常温（20℃）下储存24 h后会变得不新鲜<sup>[5]</sup>。由于消费者和经销商缺乏必要的专业知识，也无法获得高成本的检测设备，所以他们无法及时检测猪肉的新鲜度，只能通过猪肉的颜色、气味做出经验判断。因此，为了保护消费者利益和促进市场公平竞争，对猪肉新鲜度的快速检测至关重要。

然而，猪肉新鲜度的快速检测是一个具有挑战性的问题。传统的猪肉新鲜度检测方法主要包括感官评价、理化分析、仪器分析。感官评价是指专业的检验员根据肉品的外部形态、气味、颜色、组织状态等判定其腐败程度，提供整体评价的感官检测方法<sup>[6]</sup>。该方法不需要借助任何实验仪器或试剂，并且简单快速，但易受主观因素及周围环境的影响。理化分析是指运用化学和微生物分析方法对肉类新鲜度指标进行测定<sup>[7]</sup>。该方法能够精准地测定猪肉中微生物代谢的总量、乳酸的分解程度等，但理化分析对肉品本身有损害，且耗时耗力，无法满足现场检测的时间要求。仪器分析是指利用各类传感器对肉品的腐败过程中产生的气体的浓度进行定量分析，包括电子鼻<sup>[8]</sup>、电子舌等<sup>[9]</sup>。此外，随着科技的进步，计算机视觉<sup>[10-11]</sup>、近红外光谱<sup>[12]</sup>、高光谱成像<sup>[13]</sup>等技术也逐渐应用于肉类的新鲜度测定，但此类方法检测设备昂贵，仅仅适用于专业实验室，无法广泛地在市场上推广应用。因此，对猪肉新鲜度的非破坏性、低成本、快速、准确的检测是非常重要的。

Wi-Fi 是一种为移动用户提供服务的主流无线通信技术，它是一种高频的无线电信号，具有低成本、易获取等特点<sup>[14]</sup>。现有的 Wi-Fi 设备被允许从物理层中提取信道状态信息（CSI, channel state information），CSI 采用正交频分复用（OFDM, orthogonal frequency division multiplexing）技术<sup>[15]</sup>，每个子载波都包含振

幅和相位两个维度的信息，能准确地抓取数据包在传播过程中所经历的传播环境特征，如衰退、失真等效应<sup>[16]</sup>。目前 CSI 技术已被广泛应用于射频传感研究，如活动识别<sup>[17]</sup>、室内定位<sup>[18]</sup>、小麦水分检测<sup>[19]</sup>等。与现有的计算机技术和高光谱技术相比，本文认为 Wi-Fi 是一个更有前景的候选设备，因为它无处不在，不需要任何专用基础设施。Wi-freshness 系统应用示例如图 1 所示。笔者认为未来可能只需要智能手机就可以在 Wi-Fi 存在的任何地方感知肉类新鲜度。

本文提出了一种基于商用 Wi-Fi 的非接触式猪肉新鲜度检测系统，是一种实时、快速、低成本的肉类新鲜度检测系统。猪肉的变质通常涉及肉品内部和外部多种状态的生理变化<sup>[20]</sup>。当 Wi-Fi 信号穿过肉类时，猪肉内外部的生理变化会对收到的信号造成较大且可测量的变化，这在相对应的 CSI 样本中可以体现出来。通过对猪肉样品的实验，笔者验证了这一假设，测试了新鲜猪肉样本和变质猪肉样本，结果表明，新鲜猪肉样本与变质猪肉样本在 CSI 振幅和相位数据中有着较大差异。

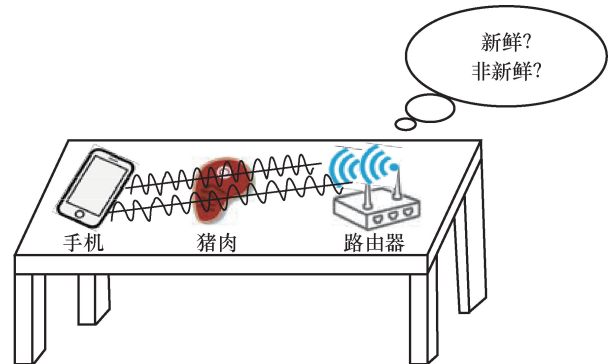


图1 Wi-freshness 系统应用示例

本文设计了基于 CSI 的猪肉新鲜度检测系统——Wi-freshness 系统，这是一种利用 Wi-Fi CSI 数据的猪肉新鲜度检测系统。该系统包括 CSI 数据感知模块、数据预处理模块、检测建模模块和新鲜度检测模块。CSI 数据感知模块测量 CSI 振幅数据和相位数据样本。数据预处理模块使用 Hampel 滤波器、切比雪夫 II 型滤波器以及 CSI 相位校准和数据归一化来校准原始的 CSI 数据，其中 Hampel 滤波器用于消除原始数据中的异常值，切比雪夫 II 型滤波器用于消除原始数据中的环境噪声，然后通过 CSI 相位校准选择最优的子载波，最后对所选子载波上的振幅和相位差进行归一化处理。检测建模模块中，使用宽度学习系统（BLS, broad learning system）对

校准过的 CSI 振幅和相位差数据进行处理。最后在新鲜度检测模块中完成猪肉新鲜度检测。

本文的主要贡献包括 3 个方面:

1) 验证了利用 Wi-Fi CSI 检测猪肉新鲜度的可行性;

2) 本文设计了 Wi-freshness 系统, 包括 CSI 数据感知模块、数据预处理模块、检测建模模块, 以及新鲜度检测模块;

3) 本文使用两个现有的 Wi-Fi 设备设计了 Wi-freshness 系统, 实验结果表明, 该 Wi-freshness 系统能达到 93% 以上的检测精度。

## 1 背景知识与可行性研究

### 1.1 猪肉新鲜度

猪肉的新鲜度是指猪肉的色泽、滋味、弹性和微生物指标符合卫生标准的综合情况, 是评价肉品品质的重要指标<sup>[21]</sup>。影响猪肉新鲜度的主要因素包括微生物和环境。新鲜宰杀的热鲜肉由于含水量高、蛋白质含量丰富, 适于微生物的生长繁殖, 在后续的分割、加工、流通过程中都有可能被微生物污染<sup>[22]</sup>。此外, 猪肉的新鲜度还受外部储藏温度、湿度等环境因素的影响。在猪肉变质的早期, 如果及时采取措施, 部分猪肉仍有利用价值。当猪肉完全变质后, 就彻底失去了利用价值, 应尽快销毁, 以免引起人类疾病。因此, 一种实时、无损、低成本的猪肉新鲜度检测系统可以有效地保证消费者的安全利益, 提高监管部门的工作效率。

本文提出用 Wi-Fi 信号检测猪肉新鲜度状态, 通过分析接收到的经过猪肉样品的 Wi-Fi 信号, 从 CSI 数据中的阴影衰落、反射和小范围衰落等信息来监测猪肉新鲜度的变化状况。为了量化这种效果, 本文提出用介电常数的概念表征猪肉新鲜度状态的变化。电磁波微波频域中介质材料的复相对介电常数  $\varepsilon^*$  描述为<sup>[23]</sup>

$$\varepsilon^* = \varepsilon' - j\varepsilon'' \quad (1)$$

其中, 实部  $\varepsilon'$  是介电常数, 表示材料在电场频域内存储能量的能力, 虚部  $\varepsilon''$  是介质损耗因子, 这通常表示介质材料消耗电能的能力会影响 Wi-Fi 信号的衰退与吸收。具体来说, 当 Wi-Fi 信号通过猪肉时, 电场强度会随着 Wi-Fi 设备到猪肉样品表面的距离变化而变化。这种效应可以通过文献<sup>[23]</sup>给出的颗粒介电特性的衰减因子  $\alpha$  获得。

$$\alpha = \frac{2\pi}{\lambda_0} \sqrt{\frac{\varepsilon'}{2} \left( \sqrt{1 + \left( \frac{\varepsilon''}{\varepsilon'} \right)^2} - 1 \right)} \quad (2)$$

其中,  $\lambda_0$  为无线信号在介质中的波长。

猪肉从新鲜宰杀到常温下放置 24 h 后的变质过程中, 肉品内部的温度、含水量、微生物数量都有较大变化。这些会影响介电常数  $\varepsilon'$  和介质损耗因子  $\varepsilon''$ 。从式(2)可知, 衰减因子  $\alpha$  也会因此改变 ( $\alpha$  受  $\varepsilon'$  和  $\varepsilon''$  的影响), 从而可以影响电场能量。与新鲜宰杀的猪肉相比, 变质的猪肉对电场能量影响更大。为了量化这种能量变化, 可以通过分析 Wi-Fi CSI 中的振幅数据和相位数据监测猪肉新鲜度的状况。这种方法无须使用昂贵的设备来测量介电常数, 使用低成本的 Wi-Fi 监测设备, 就能有效地监测猪肉的新鲜度。

### 1.2 信道状态信息

本文使用经过修改的固件和驱动程序的商用网卡, 可以从子载波  $N_s$  中收集 CSI 样本数据, 并从 CSI 样本数据中提取每个子载波的振幅和相位数据。收集的原始数据包括发射天线的数量  $N_{tx}$ 、接收天线的数量  $N_{rx}$ 、分组传输频率  $f$  和 CSI 数据  $H$ 。CSI 数据  $H$  是  $N_{tx} \times N_{rx} \times N_s$  张量, 即

$$H = (H_{ijk}) N_{tx} \times N_{rx} \times N_s \quad (3)$$

所提 Wi-freshness 系统中, 使用 Intel 5300 网卡在 5G 频段 20 MHz Wi-Fi 信道中收集了 56 个子载波。  $H$  中具有给定发射和接收天线对的第  $k$  个子载波可以表示为

$$H_k = |H_k| e^{j\angle H_k} \quad (4)$$

其中,  $H_k$  是振幅和  $\angle H_k$  是相位。

### 1.3 可行性研究

猪肉新鲜度的变化不仅会改变含水量, 还会改变肉品内外部的温度, 且当猪肉变质到一定程度后, 肉类中 TVB-N 值<sup>[24]</sup> (肉食品的水浸液中在碱性条件下能与水蒸气一起蒸馏出来的总氮量)、pH 值和部分生物胺类物质会随之发生急速变化进而影响电场。在实验中, 笔者发现猪肉的新鲜度对 Wi-Fi 信号的传播有影响。为了验证 CSI 数据用于猪肉新鲜度检测的可行性, 笔者从当地屠宰场购买新鲜宰杀的猪肉, 并从猪的不同部位 (前腿、里脊等) 取样, 采集不同部位猪肉样品的 CSI 数据, 并提取了振幅和相位数据, 采集完成后, 将新鲜样品在开放培养皿中常温 (18°C~22°C) 保存 24 h, 再次采集数据, 获得非新鲜样品的 CSI 数据。新鲜猪肉与非新鲜猪肉 CSI 振幅和相位数据对比如图 2 所

示,可以看出,不同新鲜度的猪肉 CSI 相位数据发生了较为明显的变化,对于 CSI 振幅数据,不同新鲜度的猪肉也发生了改变,因此可以得出结论:CSI 振幅和相位数据均可用于猪肉新鲜度检测。

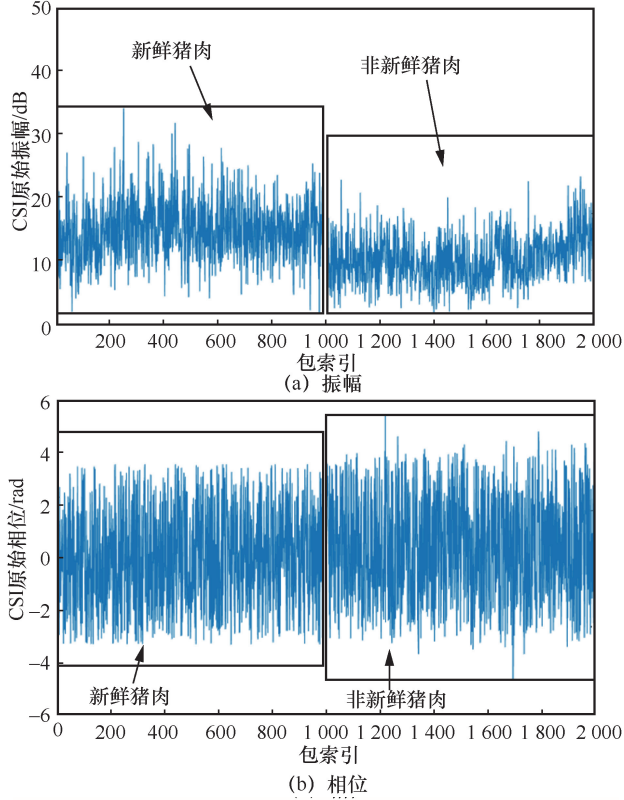


图2 新鲜猪肉与非新鲜猪肉 CSI 振幅和相位数据对比

## 2 Wi-freshness 系统设计

Wi-freshness 系统架构如图 3 所示,包括 CSI 数据感知模块、数据预处理模块、检测建模模块、新鲜度检测模块。

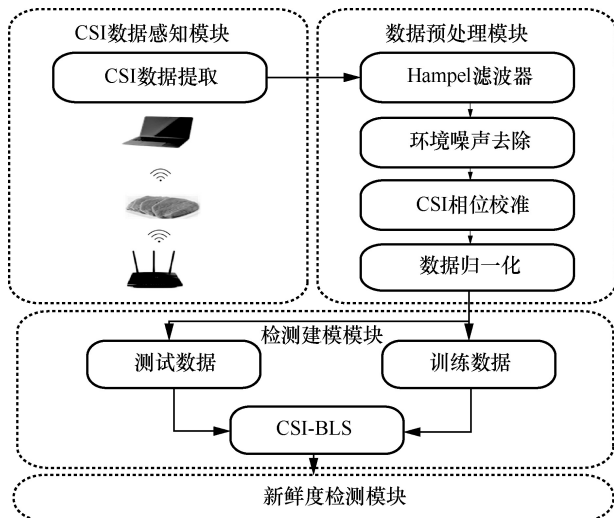


图3 Wi-freshness 系统架构

### 2.1 CSI 数据提取

在 CSI 数据感知阶段,笔者使用 Intel 5300 网卡采集 56 个子载波的 CSI 数据。将新鲜宰杀的猪肉样本放在发射器和接收器之间的视距 (LOS, line of sight) 链路上,获得新鲜猪肉样本的 CSI 数据。采集完成后,将新鲜样本在开放培养皿中常温 (18°C~22°C) 保存 24 h 后获得非新鲜样本,并采集非新鲜样本的 CSI 数据,然后提取振幅和相位数据。

### 2.2 Hampel 滤波器

在 CSI 数据感知模块中,由于 Wi-Fi 信号对环境变化非常敏感,未来 Wi-freshness 系统的使用场景又多在嘈杂的室外环境中,经常会因不确定的扰动因素产生不确定的异常值。异常值校准前后第 20 个子载波的 CSI 振幅数据如图 4 所示,可以看到许多高峰和低谷。这些峰值是需要去除的异常值。因此,在 Wi-freshness 系统中,使用 Hampel 滤波器检测和删除与正常 CSI 振幅序列中显著不同的值。

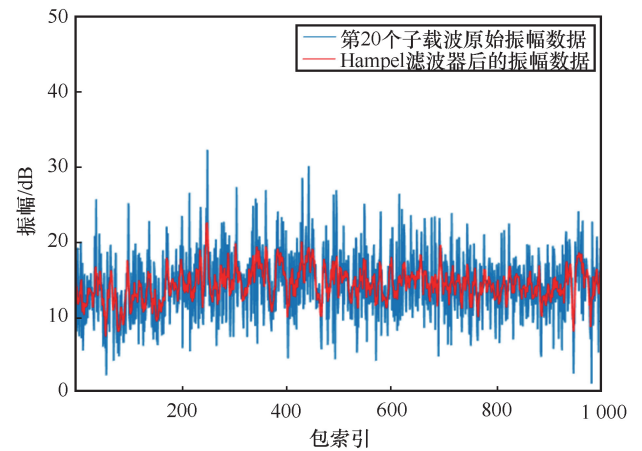


图4 异常值校准前后第 20 个子载波的 CSI 振幅数据

在每个子载波上应用带有滑动窗口的 Hampel 滤波器消除异常值。来自子载波采集的  $N$  个样本的 CSI 幅度序列表示为  $(X_1, X_2, \dots, X_N)$ , 其中  $X_i$  是来自子载波的 CSI 幅度的第  $i$  个样本。将  $X'$  视为 CSI 振幅序列中的中值, Hampel 标识符将数据点  $X_i$  分类为异常值, 如果样本偏离中值绝对差 (MAD, median absolute deviation) 超过预定义阈值

$$\begin{cases} |X_i - X'| > l \cdot R, & \text{outlier} \\ |X_i - X'| \leq l \cdot R, & \text{normal} \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

其中,  $l$  是预定义阈值,  $R$  是 MAD, 定义为

$$R = 1.428 \cdot 6 \cdot \text{median}\{|X_i - X'|, i = 1, 2, \dots, N\} \quad (6)$$

常数 1.428 6 确保  $R$  的预期值等于正态分布数据的标准偏差<sup>[16]</sup>。从图 4 经过 Hampel 滤波后第 20 个子载波的校准 CSI 振幅数据可以看出, 异常值被有效地去除了。

### 2.3 环境噪声去除

校准后的 CSI 数据仍然包含环境噪声。在去除异常值后, 仍然需要减少环境噪声, 以达到较高的检测精度。因此在去除振幅异常值后, 本文选择切比雪夫 II 型滤波器进一步去除环境噪声, 切比雪夫 II 型滤波器是在通带或阻带上频率响应幅度等波纹波动的滤波器。定义切比雪夫 II 型滤波器的响应函数为

$$|H(j\omega)|^2 = \frac{\varepsilon^2 C_N^2 \left( \frac{\omega_s}{\omega} \right)}{1 + \varepsilon^2 C_N^2 \left( \frac{\omega_s}{\omega} \right)} \quad (7)$$

其中,  $\varepsilon (0 < \varepsilon < 1)$  表示阻带中的振幅频率的波动,  $\omega_s$  表示描述频率的标定常数,  $N$  表示多项式  $C_N^2 \left( \frac{\omega_s}{\omega} \right)$  的阶数, 计算式如式(8)所示。

$$C_N(x) = \begin{cases} \cos(N \cos^{-1}(x)), & |x| \leq 1 \\ \cosh(N \cos^{-1}(x)), & |x| > 1 \end{cases} \quad (8)$$

### 2.4 CSI 相位校准

网卡上读取的原始相位数据会因收发器之间的异步和硬件噪声而损坏<sup>[25-28]</sup>, 例如数据包边界时延 (PBD, packet boundary delay)、采样频率偏移 (SFO, sample frequency offset) 和载波频率偏移 (CFO, carrier frequency offset)。为了解决这些相位误差, 本文用第二个天线校准相位值, 这个天线目前在接入点 (AP, access point) 广泛使用。

第  $i$  个天线上的第  $k$  个子载波的相位  $\tilde{\phi}_{k,i}$  可以表示为

$$\tilde{\phi}_{k,i} = \phi_{k,i} + k(\lambda_b + \lambda_s) + \beta + z \quad (9)$$

其中,  $\lambda_b$  为 PBD,  $\lambda_s$  为 SFO,  $\beta$  为 CFO,  $z$  为测量噪声。商用 Wi-Fi 设备配有多个天线, 并且同一块板上的天线共享相同的采样和振荡器时钟, 这意味着它们具有相同的采样频率偏移和包边界时。因此, 可以得到如下两个接收天线之间的相位差  $\Delta\tilde{\phi}_k$

$$\Delta\tilde{\phi}_k = \Delta\phi_k \Delta z \quad (10)$$

其中,  $\Delta\phi_k$  是理论相位差,  $\Delta z$  是两个天线之间的噪声差, 服从高斯分布, 可以通过在时间窗口上对其进行平均来消除。然而由于室内环境中多种因素的影响, 仍然有一个相对较大的相位差, 这不能直接用于猪肉新鲜度的识别。

通常, 不同子载波受到的多径影响不同<sup>[29]</sup>。具体来说, 多径影响较小的子载波处的相位差更稳定, 且方差较小。因此, 需要选择分组间具有较小方差的子载波数据。 $M$  个连续 CSI 分组上的第  $k$  个子载波的方差为

$$\sigma_k^2 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left( \Delta\phi(m) - \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \Delta\tilde{\phi}_k(m) \right)^2 \quad (11)$$

通过这个方法可以找到相位方差较小的  $P$  个“好”子载波进行猪肉新鲜度检测, 每个子载波的相位差方差如图 5 所示。通过计算所有子载波方差, 选择方差较小的 30 个子载波数据作为模型输入。

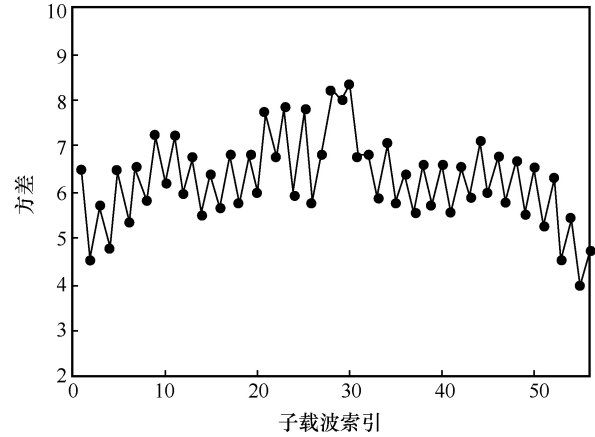


图5 每个子载波的相位差方差

### 2.5 数据归一化

为了加快模型的计算速度并提高检测精度, 本文选择零均值归一化方法对 CSI 振幅数据和相位差数据进行归一化。归一化数据  $V_i$  为

$$V_i = \frac{1}{\sigma} \cdot (X_i - \bar{X}) \quad (12)$$

其中,  $\bar{X}$  和  $\sigma$  分别是子载波的 CSI 振幅和相位差数据的平均值和标准偏差。

### 2.6 CSI-BLS

深度学习近年来在图像分类、面部识别、CSI 处理上取得了飞速发展。但是深度学习存在结构复杂、参数量巨大、处理时间长、难以在线迭代等问

题。宽度学习系统 (BLS, broad learning system) [30] 依赖深度结构的神经网络, 因为没有层与层之间的连接, 不需要在训练中不断更新连接权值, 所以极大地缩短了训练时间, 在计算速度方面明显优于深度学习。并且考虑猪肉新鲜度识别未来可能更多应用在手机、智能手表这种计算能力受限的智能终端上, 所以本文利用宽度学习系统对猪肉新鲜度进行准确识别。

相较于传统的深度学习网络, BLS 结构简单、参数较少, 是一种横向结构的神经网络。BLS 的基础是随机向量函数连接网络 (RVFLNN, random vector functional-link neural network)。与 RVFLNN 相比, BLS 的网络结构不是固定不变的, 当增加新的节点时, BLS 不需要从头学习, 只需要调整与新增节点相关的权重, 为提高训练效果提供了一种新的学习方法, 目前广泛应用于回归和分类问题。BLS 结构如图 6 所示, CSI 数据作为输入, 新鲜度 (标签) 作为输出, 输入的映射特征被用作“特征节点”, 即  $Z$ 。然后对特征节点进行增强, 使其成为具有随机权重的“增强节点”, 即  $Z_e$ ,  $W$  为网络权重, 将输入的映射特征作为“特征节点”。最后, 将所有映射特征和增强节点直接连接到输出层, 通过伪逆得到对应系数。

当输入的 CSI 振幅和相位数据为  $X \in R^{u \times v}$  的矩阵形式时, 可表示为  $X=[x_1, x_2, \dots, x_u]^T$ 。BLS 通过稀疏特征映射得到映射特征层  $Z_m$ , 表示为

$$Z_m = \varphi(XW_K + \beta_K), m \in (1, N_1), K \in (1, N_2) \quad (13)$$

其中,  $W_K$  和  $\beta_K$  是随机产生的权重和偏差,  $\varphi$  是非线性激活函数,  $N_1$  是特征节点数,  $N_2$  是特征层数。这样特征层全部  $m$  组特征节点可表示为  $Z^m = [Z_1, Z_2, \dots, Z_m]$ 。

映射提取到的特征可以作为 RVFLNN 层的输入, 再经特征选择后得到  $N_3$  维的增强特征层  $Z_{e^l}$ , 表示为

$$Z_{e^l} = \xi(XW_{e^l} + \beta_{e^l}), l=1, 2, \dots, N_3 \quad (14)$$

其中,  $l$  表示生成节点的组数,  $W_{e^l}$  和  $\beta_{e^l}$  均为随机生成, 非线性函数采用正切 Sigmoid 函数, 函数如式(15)所示。增强层全部  $l$  组增强节点可表示为  $Z^{e^l}=[Z_{e^1}, Z_{e^2}, \dots, Z_{e^l}]$ 。

$$\tan \operatorname{sig}(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (15)$$

将全部特征层节点和增强层节点连在一起与网络输出层相连接, 最终目标输出为猪肉新鲜度模型  $Y$

$$Y = [Z^m, Z^{e^l}]W_{e^l}^m \quad (16)$$

其中,  $W_{e^l}^m$  表示网络的输出连接权重,  $[Z^m, Z^{e^l}]$  表示网络的输入矩阵。由式(16)可知, 网络连接权重  $W_{e^l}^m$  可由输入矩阵的逆乘以输出矩阵  $Y$  计算得到。但是网络输入矩阵并非一定可逆, 因此 BLS 权重通过岭回归求伪逆的方法求得。令网络输入矩阵为  $A=[Z^m, Z^{e^l}]$ , 则  $A$  的伪逆为

$$A^+ = \lim_{\lambda \rightarrow 0} (\lambda I + AA^T)^{-1} A^T \quad (17)$$

其中,  $A^+$  表示输入矩阵  $A$  的伪逆, 网络的输出连接权重为

$$W_n^m = A^+ Y \quad (18)$$

### 3 实验分析

本节详细介绍了 Wi-freshness 系统的实现原型, 并通过具体的实验评估了 Wi-freshness 系统的性能。

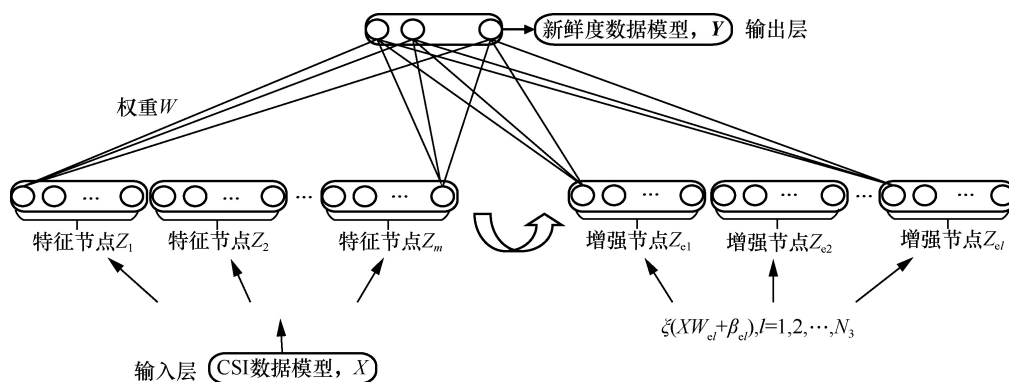


图 6 BLS 结构

### 3.1 样品的制备与数据采集

实验采集了新鲜和非新鲜两种阶段的真实猪肉样品 CSI 数据, 为了保证样品的丰富性和多样性, 实验分别从猪的不同部位取样, 包括五花肉、前腿肉和里脊肉。同时, 为尽可能从不同个体取样, 实验分 5 次从屠宰场采购最近宰杀的猪肉, 每个部位每次各收集 5 块, 然后根据均匀尺寸 ( $\approx 30\text{ cm} \times 8\text{ cm} \times 3\text{ cm}$ ) 和质量 ( $\approx 1\text{ kg}$ ) 标准切分, 因此共准备了 75 块新鲜猪肉样本, 待获得新鲜样品的 CSI 数据后, 将新鲜样品放置在常温 ( $18^\circ\text{C} \sim 22^\circ\text{C}$ ) 下开放的培养皿中保存 24 h, 获得非新鲜样品, 然后再次测量已获得非新鲜样品的 CSI 数据, 因此, 共获得新鲜和非新鲜共计 150 组 CSI 数据。

### 3.2 实验方案

Wi-freshness 系统硬件由两台配备 Intel 5300 NIC 的联想 ThinkPad X201 笔记本计算机组成, 一台将一根天线作为发射器, 另一台将两根天线作为接收器。这两台计算机都运行 Ubuntu Linux 14.04 操作系统, 软件使用 MATLAB 2021b 进行数据处理。

为了测试本文设计的 Wi-freshness 系统的有效性, 笔者在视距场景中进行了实验, 试验场景如图 7 所示, 将发射器和接收器放置在两侧, 将不同的猪肉样本放置在中间以收集 CSI 数据。

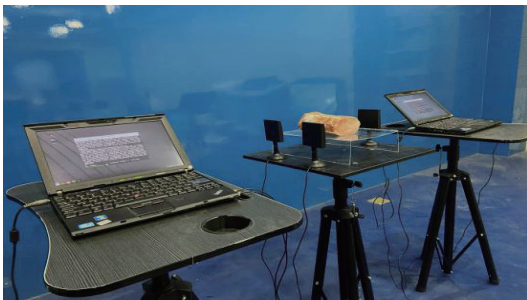


图 7 试验场景

### 3.3 实验结果

本次实验为每块猪肉收集了 9 000 个 CSI 数据样本, 为了有效排除相邻的多个偏差数据, 采用系统抽样法, 随机选取 80% 的样本来训练模型, 并使用其他样本进行测试, 以获得最佳的猪肉新鲜度判别模型。振幅和相位差的平均准确率如图 8 所示, 当使用 CSI 振幅数据时, 系统检测新鲜猪肉和非新鲜猪肉的准确率分别为 92.6% 和 92.8%, 当使用 CSI 相位数据时, 系统检测鲜猪肉和非新鲜猪肉的准确率分别为 93.6% 和 93.3%。

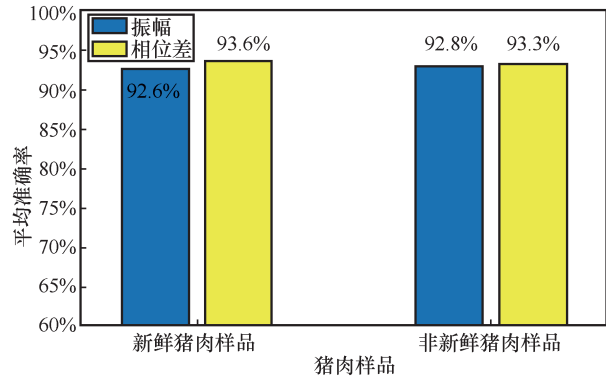


图 8 振幅和相位差的平均准确率

综上所述, 在实验室环境下系统的平均准确率达到了 93% 以上。其中使用 CSI 相位差数据的准确率比 CSI 振幅数据更高, 这是因为 CSI 相位差可以更好地捕捉无线信道的变化。

### 3.4 讨论

#### 3.4.1 算法选择

除了展示 Wi-freshness 系统的检测结果来证明系统的可行性, 在分类算法上, 本文将所提 BLS 模型与传统的机器学习模型和深度学习模型进行了比较。包括随机森林 (RF, random forest)、支持向量机 (SVM, support vector machine) 和卷积神经网络 (CNN, convolutional neural network) 与 BLS 模型的对比。本文从平均准确率和到达收敛所需要的训练时间两个维度对 4 种算法进行了对比, 不同分类算法准确率和训练时间见表 1。

表 1 不同分类算法准确率和训练时间

数据分类算法	准确率	训练时间/s
RF	91.5%	371
SVM	91.6%	267
CNN	92.8%	382
BLS	93%	198

结果表明, 相较于 RF 和 SVM 两种传统的机器学习算法, CNN 的平均准确率达到 92.8%, 这是传统模型中的最佳结果, 但 382 s 的训练时间也是所有算法中用时最长的。综合来看, BLS 的准确率达到 93%, 同时训练时间只有 198 s。BLS 训练损失函数曲线如图 9 所示, BLS 在迭代次数为 83 次后损失值几乎不再变化, 由此可以判定模型已经收敛, 说明该模型未发生过拟合现象, 且收敛到全局最优, 具有较好的泛化性和鲁棒性。可见在与传统的机器学习和深度学习算法的比较中, BLS 不仅能够获得更快的收敛速度, 同时也拥有更高的准确率, 实现更高的分类精度, 更加适合预测实时性要求较高的 Wi-freshness 系统。

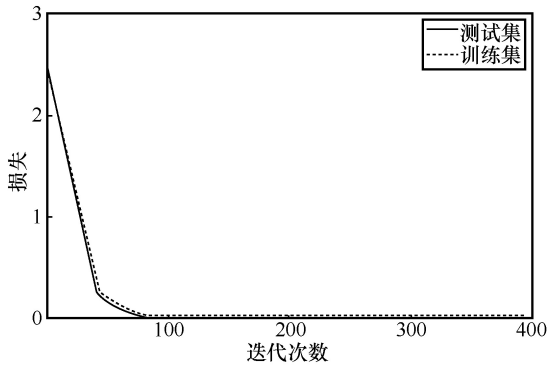


图 9 BLS 训练损失函数曲线

### 3.4.2 环境影响

考虑 Wi-Fi 信号对环境变化较为敏感,经常会因不确定的扰动因素产生异常值,而未来 Wi-freshness 系统的使用场景又多为嘈杂的室外环境。因此,为了验证系统的稳定性和有效性,本文加入了 Wi-freshness 系统在室内有人工作交流的典型多径嘈杂环境下的实验场景,并与空旷无人的室内安静环境下的平均准确率进行了数据对比,使用振幅和相位差在安静环境和嘈杂环境的平均准确率如图 10 所示。在安静环境下,使用振幅和相位差的平均准确率为 92.7%和 93.5%;在嘈杂环境下,使用振幅和相位差的平均准确率为 91.2%和 91.8%。可见,在嘈杂环境中,噪音对系统有一定的影响,但总体来说, Wi-freshness 系统同样稳定有效。

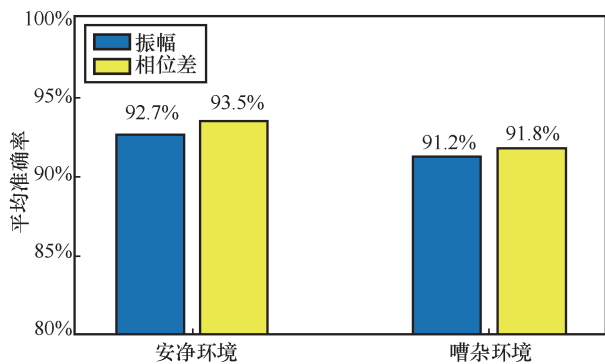


图 10 使用振幅和相位差在安静环境和嘈杂环境的平均准确率

### 3.4.3 位置影响

为了验证距离对 Wi-freshness 系统的影响,本文分析了数据采集设备位置对系统检测准确率的影响,收发天线不同距离的系统平均准确率如图 11 所示。实验设置了 3 个不同距离的场景进行观察,可以看出,随着收发天线之间的距离半径从 30 cm 增加到 150 cm,使用 CSI 振幅数据的平

均准确率分别是 92.7%、92.1%、91.5%,使用 CSI 相位数据的平均准确率分别是 93.5%、93.1%、92.8%。可以看出,距离对系统的影响并不是很大,但是距离越近系统的准确率越高。因此,在图 8 的实验结果中使用的是最近的半径距离(即 30 cm)的振幅和相位差数据,使用它们可以显示最佳的系统检测效果。

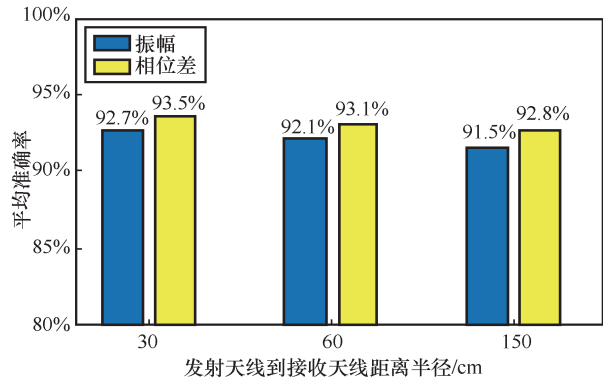


图 11 收发天线不同距离的系统平均准确率

## 4 结束语

本文提出了一种基于 Wi-Fi CSI 的实时、无损、低成本的猪肉新鲜度检测系统。设计验证使用 CSI 振幅和相位数据进行猪肉新鲜度检测的可行性,并且设计 Wi-freshness 系统架构,主要包含 CSI 数据感知模块、数据预处理模块、检测建模模块以及新鲜度检测模块 4 个部分。在数据处理的过程中,采用了 CSI-BLS 检测建模模型,再与传统的分类算法 RF、SVM 和 CNN 进行对比后,得到了最佳判别模型 CSI-BLS。最后,实验验证了 Wi-freshness 系统的性能,实验结果表明,该系统可以在实验室环境下保证 93% 以上的检测准确率,同时当实验环境和实验距离发生改变时, Wi-freshness 系统依然具有稳定性和有效性。

本文所提基于 CSI 的猪肉新鲜度检测系统,利用商用 Wi-Fi 信号检测猪肉新鲜度,该系统具有实时、无损、低成本的优点。能够有效提高市场监管部门工作效率,保障消费者食品安全。但是本文设计的检测系统也有一定不足,未来的工作包括两个方面:验证 Wi-freshness 系统在非视距(NLOS, non line of sight)实验场景下的有效性和准确率;增添实验对象,对牛肉、鸡肉、鱼类等其他生鲜产品进行检测建模,使 Wi-freshness 系统在肉类新鲜度检测方面具有更强的普适性。

## 参考文献:

- [1] LI S Y, CHEN S J, ZHUO B G, et al. Flexible ammonia sensor based on PEDOT: PSS/silver nanowire composite film for meat freshness monitoring[J]. *IEEE Electron Device Letters*, 2017, 38(7): 975-978.
- [2] LU S C, WANG X F, ROCHA Á. Modeling the fuzzy cold storage problem and its solution by a discrete firefly algorithm[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems: Applications in Engineering and Technology*, 2016, 31(4): 2431-2440.
- [3] ALI I, NAGALINGAM S, GURD B. A resilience model for cold chain logistics of perishable products[J]. *The International Journal of Logistics Management*, 2018, 29(3): 922-941.
- [4] LIU R, XING L J, ZHOU G H, et al. What is meat in China?[J]. *Animal Frontiers*, 2017, 7(4): 53-56.
- [5] XIONG L, HU Y, LIU C, et al. Detection of total volatile basic nitrogen (TVB-N) in pork using Fourier transform near-infrared (FT-NIR) spectroscopy and cluster analysis for quality assurance[J]. *Transactions of the ASABE*, 2012, 55(6): 2245-2250.
- [6] WENG X H, LUAN X Y, KONG C, et al. A comprehensive method for assessing meat freshness using fusing electronic nose, computer vision, and artificial tactile technologies[J]. *Journal of Sensors*, 2020: 1-14.
- [7] CHANG H Y, LI H, HU Y J. An intelligent method of detecting pork freshness based on digital image processing[C]//*Proceedings of 2015 International Conference on Intelligent Computing and Internet of Things*. Piscataway: IEEE Press, 2015: 107-110.
- [8] GRASSI S, BENEDETTI S, OPIZZIO M, et al. Meat and fish freshness assessment by a portable and simplified electronic nose system (mastersense)[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2019, 19(14): 3225.
- [9] HAN F K, HUANG X Y, TEYE E, et al. Nondestructive detection of fish freshness during its preservation by combining electronic nose and electronic tongue techniques in conjunction with chemometric analysis[J]. *Analytical Methods*, 2014, 6(2): 529-536.
- [10] TAHERI-GARAVAND A, FATAHI S, SHAHBAZI F, et al. A nondestructive intelligent approach to real-time evaluation of chicken meat freshness based on computer vision technique[J]. *Journal of Food Process Engineering*, 2019, 42(4): e13039.
- [11] SUN X, YOUNG J, LIU J H, et al. Prediction of pork loin quality using online computer vision system and artificial intelligence model[EB]. 2018.
- [12] ZOU L, LIU W N, LEI M, et al. An improved residual network for pork freshness detection using near-infrared spectroscopy[J]. *Entropy (Basel, Switzerland)*, 2021, 23(10): 1293.
- [13] CRICHTON S O J, KIRCHNER S M, PORLEY V, et al. Classification of organic beef freshness using VNIR hyperspectral imaging[J]. *Meat Science*, 2017(129): 20-27.
- [14] KAUSHIK S. An overview of technical aspect for Wi-Fi networks technology[J]. *International Journal of Electronics and Computer Science Engineering*, 2012, 1(1): 28-34.
- [15] LASORTE N, BARNES W J, REFAI H H. The history of orthogonal frequency division multiplexing[C]//*Proceedings of IEEE GLOBECOM 2008 - 2008 IEEE Global Telecommunications Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2008: 1-5.
- [16] WANG H, ZHANG D Q, WANG Y S, et al. RT-fall: a real-time and contactless fall detection system with commodity Wi-Fi devices[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2017, 16(2): 511-526.
- [17] WANG Y, LIU J, CHEN Y Y, et al. E-eyes: device-free location-oriented activity identification using fine-grained Wi-Fi signatures[C]//*Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. New York: ACM Press, 2014: 617-628.
- [18] WANG X Y, GAO L J, MAO S W, et al. CSI-based fingerprinting for indoor localization: a deep learning approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(1): 763-776.
- [19] HU P, YANG W, WANG X, et al. Contact-free wheat mildew detection with commodity Wi-Fi[J]. *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*, 2022, 3: 9-23.
- [20] MUTWAKI L. Meat spoilage mechanisms and preservation techniques: a critical review[J]. *American Journal of Agricultural and Biological Sciences*, 2011, 6(4): 486-510.
- [21] MRLEIN D. Sensory evaluation of meat and meat products: fundamentals and applications[J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2019, 333(1): 012007.
- [22] DAS A K, NANDA P K, DAS A, et al. Hazards and safety issues of meat and meat products[M]//*Food Safety and Human Health*. Amsterdam: Elsevier, 2019: 145-168.
- [23] KOMAROV V, WANG S, TANG J. Permittivity and measurements[M]//*Encyclopedia of RF and Microwave Engineering*. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc., 2005: 36-46.
- [24] BEKHIT E, HOLMAN B, GITERU S G, et al. Total volatile basic nitrogen (TVB-N) and its role in meat spoilage: a review[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2021(109): 280-302.
- [25] WU C S, YANG Z, ZHOU Z M, et al. PhaseU: real-time LOS identification with Wi-Fi[C]//*Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM)*. Piscataway: IEEE Press, 2015: 2038-2046.
- [26] NEE R V, PRASAD R. OFDM for wireless multimedia communications[EB]. 1999.
- [27] HALPERIN D, HU W J, SHETH A, et al. 802.11 with multiple antennas for dummies[J]. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2010, 40(1): 19-25.
- [28] SEN S, RADUNOVIC B, CHOUDHURY R R, et al. You are facing the Mona Lisa: spot localization using PHY layer information[C]//*Proceedings of the 10th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*. New York: ACM Press, 2012: 183-196.
- [29] FENG C, XIONG J, CHANG L Q, et al. WiMi: target material identification with commodity Wi-Fi devices[C]//*Proceedings of 2019 IEEE*

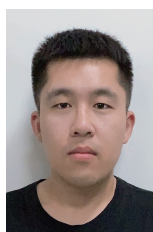
39th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). Piscataway: IEEE Press, 2019: 700-710.

- [30] CHEN C L P, LIU Z L. Broad learning system: an effective and efficient incremental learning system without the need for deep architecture[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(1): 10-24.

[作者简介]



**牛超**（1995- ），男，河南工业大学信息科学与工程学院硕士生，主要研究方向为物联网、无线感知、视频安全等。



**胡鹏明**（1994- ），男，河南省粮食光电探测与控制重点实验室（河南工业大学）博士生，主要研究方向为物联网、无线感知。



**高向上**（1997- ），男，河南工业大学信息科学与工程学院硕士生，主要研究方向为无线感知、人工智能。



**杨卫东**（1977- ），男，博士，河南工业大学教授，主要研究方向为无线网络安全、物联网、隐私保护、车载自组织网络。



**沈二波**（1984- ），男，河南省粮食光电探测与控制重点实验室（河南工业大学）博士生，主要研究方向为无线感知、人工智能。