doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.10.021

农业领域音频信息技术研究进展

余礼根[1,2]　庄晏榕[1,2]　邱　枫[1,2]　丁晓丽[1,2]　何　金[1,2]　赵宇杰[1,2]
杨　淦[1,2]　吴　月[1,2]　赵春江[1,2]　李奇峰[1,2]
(1.北京市农林科学院信息技术研究中心,北京 100097;2.国家农业信息化工程技术研究中心,北京 100097)

摘要:音频信息技术作为农业信息感知的重要手段,凭借其非侵入性、实时性强和成本低等优势,在智慧农业中展现出重要应用价值。本文系统综述了音频信息技术在农业领域中的研究进展与具体应用。在畜禽养殖领域,探讨了采食、发情、饮水、产蛋等行为音频识别方法,以及情绪评估、应激监测、疾病检测、声纹识别和声源定位等关键技术路径;在种植领域,总结了植物干旱、冻害等胁迫状态下的声发射特征规律,分析了特定声波对植物生理与基因表达的诱导效应。此外,还梳理了农业智能语音交互系统在信息服务、农机控制与语音问答中的研究进展。最后,提出未来农业音频信息技术应重点发展多模态感知协同融合、边缘计算方案优化与标准化音频数据平台,以推动音频信息技术在农业生产场景中的智能化、高效化与规模化应用。

关键词:智慧农业;畜禽养殖;种植业;音频信息技术;智能语音交互
中图分类号:S24　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)10-0223-26　　**OSID**:

Research Progress of Audio Information Technology in Agricultural Field

YU Ligen[1,2]　ZHUANG Yanrong[1,2]　QIU Feng[1,2]　DING Xiaoli[1,2]　HE Jin[1,2]　ZHAO Yujie[1,2]
YANG Gan[1,2]　WU Yue[1,2]　ZHAO Chunjiang[1,2]　LI Qifeng[1,2]
(1. *Information Technology Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing* 100097, *China*
2. *National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing* 100097, *China*)

Abstract: Audio technology, as a vital modality for agricultural information perception, offers significant advantages, including non-invasiveness, strong real-time responsiveness, and low implementation cost. These features enabled its broad application potential in the context of smart agriculture. A comprehensive review of recent advancements and representative applications of audio technology in both livestock farming and plants production was provided. In the domain of animal husbandry, it highlighted audio-based methods for recognizing feeding, estrus, drinking, and egg-laying behaviors, along with key techniques for emotion assessment, stress monitoring, disease detection, voiceprint identification, and sound source localization. In the plants sector, the acoustic emission mechanisms under abiotic stresses such as drought and freezing were covered, the regulatory effects of specific sound frequencies on plant physiology and gene expression were explored. Additionally, the current status of intelligent voice interaction systems in agriculture was outlined, including their roles in information services, machinery control, and voice-based consultation. Finally, it emphasized future research directions, advocating for the development of multimodal sensing integration, edge computing optimization, and standardized audio data platforms to advance the intelligent, efficient, and scalable application of audio technologies in modern agricultural systems.

Key words: smart agriculture; livestock and poultry farming; plant production; audio information technology; voice interaction

收稿日期:2025-07-21　修回日期:2025-07-28
基金项目:新一代人工智能国家科技重大专项(2021ZD0113803)和现代农业产业技术体系北京市智慧农业创新团队项目(BAIC10-2025-E04)
作者简介:余礼根(1985—),男,副研究员,博士,主要从事农业音频信息感知识别技术研究,E-mail:yulg@nercita.org.cn
通信作者:赵春江(1964—),男,研究员,博士,主要从事农业信息化技术研究,E-mail:zhaocj@nercita.org.cn
李奇峰(1981—),男,研究员,博士,主要从事农业信息化技术研究,E-mail:liqf@nercita.org.cn

0 引言

我国是农业生产大国,农作物和畜禽产品产量长期位居世界前列。随着农业现代化进程的不断推进,传统粗放型农业正加速向规模化、智能化和绿色高效方向转型发展[1]。在此背景下,非接触式、生理无扰的多模态感知技术成为智慧农业研究的热点,与图像和文本等模态相比,音频信息技术凭借其实时性强、成本低、受环境光照和遮挡干扰较小,且非侵入式等优势[2],受到广泛关注。

近年来,国内外学者已开展大量研究,尝试将声音信号应用于畜禽行为与情绪识别[3-4]、应激与健康状态分析[5-6]、声源定位[7]等多个环节,并逐步扩展至植物干旱胁迫[8]、虫害监测[9]、果品监测[10]等植物领域。此外,随着人工智能和边缘计算的发展,基于语音识别的农业智能交互系统也在田间管控[11]、农业远程问答[12]等领域中得到初步应用。

尽管当前研究已取得阶段性成果,但仍面临诸多挑战,如农业现场环境噪声复杂、传感器感知范围有限、目标声信号微弱、模型实时性能不足等,严重制约了音频信息技术的使用。因此,本文梳理当前畜禽与植物音频感知技术的研究路径、关键方法与典型应用,分析存在问题及发展趋势,并围绕农业音频信息技术的研究现状与未来发展,从畜禽音频精准感知、种植业音频信息监测与农业智能语音交互 3 个方面进行综述,旨在为农业音频感知的深入研究与跨学科融合应用提供理论参考与技术支撑。

1 音频信息技术

1.1 音频信息采集

音频信号是声波在空气或其他介质中传播时所携带的机械振动能量形式,它是由声源产生的机械波动,通过声电换能器转换为电信号供进一步分析处理。声电换能器的工作原理通常基于压电效应、电容效应或电磁感应等原理。

在农业领域,压电式换能器因抗电磁干扰性强且无需外部供电,广泛应用于农机设备状态监测等场景[13-14];驻极体电容式拾音器凭借其体积小、成本低、功耗低,适合大规模布设于田间或养殖场,常用于虫害监测与预警[15]、家禽健康监测[16]等领域;分布式光纤声波传感器通过利用相干瑞利散射光的相位来探测音频范围内的声音或振动信号,具有抗电磁干扰和耐腐蚀等优点,常用于农业资源环境监测[17]等领域。此外,农业中还广泛应用 MEMS(微机电系统)拾音器[18]、声学传感器阵列[7]等设备,这些设备在精确声音识别、环境监测等方面发挥着重要作用。

针对农业中不主动发声的目标,通过激振器施加可控的机械冲击或振动激励,诱导目标产生结构声波或振动响应,进而揭示其物理特性与内部缺陷,是主动声学探测的核心手段。实际应用中,激振器与声电换能器通常配套使用。激振器(如压电陶瓷片、电磁冲击器)负责产生激励信号,施加于目标表面或耦合装置上。而声电换能器则用于接收目标响应过程中的声波或结构振动,并将其转化为可分析的电信号,从而构建完整的激励-响应采集系统,被广泛应用于果蔬内部缺陷检测[19-20]、禽蛋裂纹识别[21-23]等非发声对象的农业无损检测任务中。

1.2 音频特征提取

采集到的原始音频信号常受到环境噪声、非目标声源干扰等多重因素的影响,需在特征提取前进行数据预处理与降噪,以提高后续分析的稳定性与准确性。常用的降噪方法包括谱减法[24]、小波去噪[25]、短时谱估计法[26]、神经网络音频增强法[27]等。

音频特征提取方法主要包括时域、频域和时频域 3 类。时域特征是直接从音频波形中提取的,如短时能量[28]、短时过零率[29]和持续时间[30]等,主要用于检测声强变化和信号起止点,计算简单但难以反映频率信息。频域特征则是将音频信号从时域转换至频域后提取的特征,反映了信号的频率成分和能量分布,主要包括频谱质心[30]、主要频率[31]、共振峰[29]等,适用于声音分类与频率分析,但无法反映信号的时间变化。由于时域和频域方法各自仅从单一维度进行分析,难以充分捕捉声音的时变频率特征,因而在处理复杂或非平稳信号时存在一定局限。为提升对音频信号动态特性的刻画能力,研究中逐步引入结合时间与频率信息的时频域特征提取方法。该类特征能同时保留时间与频率维度的信息,常见的有短时傅里叶变换[32]、梅尔倒谱系数[33]等,能更全面描述非平稳信号,广泛用于语音识别、动物行为分析与疾病检测等领域,但其计算复杂度较高,且对参数设置较为敏感。

1.3 识别模型构建

模型构建是音频识别技术的关键环节,目前种养殖领域主要有特征统计模型、机器学习模型、深度学习模型和多模态融合模型。

对于特征统计模型的研究,最初阶段的方法主要依赖人工经验与启发式规则,通过提取时域、频域、时频域特征,再根据人为设定的阈值或判别准则来识别声音类别,然而阈值的设定往往带来较高的误判风险。为了弥补启发式方法的不足,研究者进

一步引入了数学统计建模方法，在保留人工特征提取的基础上，通过模型对音频进行分类，典型的方法包括模板匹配和统计建模两大类。其中，模板匹配方法以动态时间规整算法（Dynamic time warping，DTW）最具代表性。该算法由日本学者 ITAKURA 提出，是一种结合时间规整和距离度量计算的非线性匹配技术，将复杂的全局最优匹配问题分解为一系列可递推求解的局部最优问题，从而高效地寻找最优路径。DTW 算法最早广泛应用于语音识别领域，尤其擅长孤立点匹配与识别，具有较高的计算效率，无需大量训练数据，但对噪声敏感，通常用于一维或低维数据，难以处理高维数据[34]。

而统计建模方法中，隐马尔可夫模型（Hidden Markov model，HMM）和高斯混合模型（Gaussian mixture model，GMM）最具代表性。HMM 是一种基于概率统计的模型，通过描述隐藏状态的马尔可夫过程与可观测过程之间的关系来生成观测数据序列[35]。其核心思想是由一系列隐状态产生的观测结果，通过求解状态转移和观测概率，寻找最可能的状态序列，实现对音频数据中时间依赖关系的建模。但当状态数较少时，HMM 的表达能力受限。GMM 是由若干个高斯概率密度分布函数组成的概率模型，主要通过对数据的概率分布建模，将样本划分为不同的潜在类别，每个高斯分布对应一个隐含子类，而整个模型则用来描述这些类别的概率分布[36]。尽管 GMM 在处理具有混合结构的数据时表现良好，但其对初始参数较为敏感，容易陷入局部最优。

尽管特征统计模型计算效率高，但随着音频数据复杂度的增加，其识别准确率往往难以满足实际需求。因此，研究者提出了基于机器学习的音频分类方法，其中支持向量机（Support vector machine，SVM）最具代表性。SVM 是一种基于统计学习理论的监督学习方法，广泛应用于分类、回归及异常检测等任务。SVM 的核心思想是通过构造最优超平面，将不同类别的数据尽可能分隔开，并最大化间隔，以提高分类的鲁棒性。对于线性不可分问题，SVM 通过引入核函数将数据映射到高维空间，使其在高维空间中实现线性可分。常用的核函数包括线性核、多项式核和径向基核。其中，线性核适用于本身可分的线性数据，多项式核适合刻画较复杂的非线性关系，径向基核则适用于捕捉局部模式的非线性数据[37]。SVM 在处理高维、小样本数据时表现优异，但其性能高度依赖核函数和正则化参数的选择，通常需要较多的调参与经验支持。

然而传统机器学习模型对输入特征的依赖性较强，难以有效处理复杂的非线性关系，导致其在音频识别中的效果不稳定且泛化能力较弱。为了解决这一问题，许多学者开始采用深度学习模型，直接从原始音频信号或时频表示中自动提取特征，从而显著提升音频识别的性能。其中深度学习模型主要包括卷积神经网络及其变体（Convolutional neural network，CNN）、循环神经网络（Recurrent neural network，RNN）及其变种（如长短期记忆网络和门控循环单元）以及 Transformer 等模型。CNN 主要通过卷积层提取输入数据的局部特征，利用池化层降低数据维度，最后通过全连接层实现分类或回归。其变体主要在网络结构和训练方法上进行了优化[38]。例如，ResNet 引入残差连接，解决了深层网络训练时梯度消失的问题，MobileNet 采用深度可分离卷积降低了计算量，更适用于移动设备和嵌入式系统。RNN 主要用于处理时序数据，尤其擅长处理具有时序特征的音频数据。该模型核心思想主要通过在网络的每个时刻将前一时刻的输出作为当前时刻的输入，实现对序列数据的建模。然而，传统 RNN 在处理长序列时容易出现梯度消失或梯度爆炸的问题。为此，研究者提出了长短期记忆网络和门控循环单元等变体。它们通过引入门控机制，如遗忘门、输入门和输出门，有效保留长时间的依赖信息，解决了传统 RNN 的局限性[39]。Transformer 通过自注意力机制捕捉输入序列中各位置之间的依赖关系，允许模型在处理序列时为每个位置动态分配不同的权重，从而捕捉任意两个位置的关系。该模型由编码器（Encoder）和解码器（Decoder）两部分组成。编码器可将输入序列转化为一组隐藏表示，每一层编码器包含自注意力机制和前馈神经网络。解码器则依据编码器的输出生成目标序列，每一层解码器包含自注意力机制、编码器-解码器注意力机制以及前馈神经网络[40]。与传统的 RNN 相比，Transformer 更加高效地处理长序列数据，并因其并行化特性显著提高了训练速度。

然而目前音频识别通常依赖于单一模态音频进行分类与识别，但是这种方法在背景噪声过大的情况下，可能导致模型识别效果不佳。所以有学者提出将多模态融合技术引入音频识别领域，以通过结合多种模态信息提升模型识别性能。多模态融合是指在音频识别过程中，将来自不同数据源（如音频、图像、视频、传感器等）的信息结合进行综合分析。通过对不同模态的数据进行对齐与整合，模型能够利用各模态间的互补性，提升识别系统的整体性能。多模态融合的方法主要包括特征级融合、决策级融合、层次级融合和混合融合[41]。尽管该技术能够为

音频识别提供更为丰富且高维的特征表示,但在实际应用中,数据对齐、模态间的冗余与冲突以及计算复杂度等问题依然是亟待解决的挑战。音频信息关键技术流程如图 1 所示。

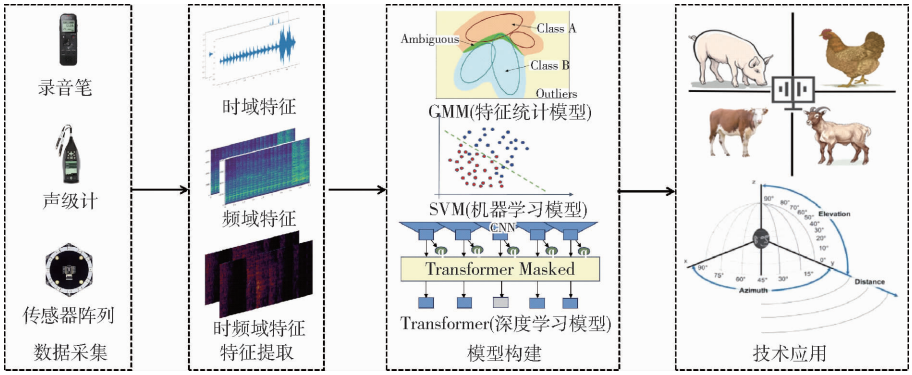


图 1 音频信息关键技术流程图

Fig. 1 Flowchart of key technology for audio information technology

1.4 技术典型应用

在自然界中,动植物会产生各种形式的声音信号,这些信号根据频率范围可分为次声波(<20 Hz)、可听声(20 Hz~20 kHz)和超声波(>20 kHz),次声波频率极低,人耳无法感知,但其在空气和固体介质中传播距离远、衰减慢[42],部分大型动物(如鲸鱼、大象)在远距离通信中会产生次声波信号。可听声涵盖了人类语音以及大多数动物的叫声,因此目前研究大多集中对该频段的建模与优化。超声波主要应用于医学成像和工业检测,但在近年植物科学与生态学领域也展现出重要研究价值。一些植物在遭受干旱胁迫、机械损伤或昆虫咬噬时,会释放出短促的超声信号[43],通常频率在 40~80 kHz 之间,持续时间为毫秒级。这些信号难以被人耳感知,但通过高灵敏度拾音器和高采样率音频采集设备可被检测并识别。

基于上述不同频率段音频信号的特征及其在动植物行为中的作用,音频识别技术在应用层面主要有两大研究方向:音频分类与声源定位。音频分类主要分为以下几个步骤:数据预处理(包括降噪、分帧加窗等)、特征提取(时域、频域和时频域特征)、识别模型构建(主要有机器学习、深度学习和多模态融合模型)。在种养殖领域中,音频分类的典型应用主要包括畜禽行为与情绪识别、畜禽健康与疾病检测、声纹识别、植物胁迫发声检测等。

音频定位是利用多个拾音器在不同位置点对声信号进行测量,根据声信号到达各个拾音器的时间差,利用算法对测量到的声信号进行处理,由此获得声源点相对于拾音器的到达方向(包括方位角、俯仰角)和距离等。声源定位技术主要分为基于几何声学的定位方法、基于拾音器阵列的波束形成和基于深度学习的方法。基于几何声学的定位方法,主要利用声音传播的时间差或强度差来估算声源的空间位置,常用的几何声学定位方法主要有时间差定位、强度差定位、相位差定位。该方法计算方法相对简单,适用于简单环境,但只能在一定的空间范围内有效。基于拾音器阵列的波束形成主要利用多个拾音器阵列,通过对各拾音器信号的加权处理来实现特定方向的信号增强以及其他方向的信号抑制,从而实现音频定位。常用的基于拾音器阵列的波束形成方法主要有经典波束形成、自适应波束形成、延迟和求和波束形成。该方法定位精度高,特别是在噪声环境下,但需要复杂的计算和多个高质量拾音器,增加了硬件成本和计算开销。基于深度学习的方法主要利用深度神经网络自动学习声源的空间特征,常见的方法主要有 CNN、RNN 等[44],该方法定位精度高能应对复杂环境,但需要大量的训练数据和计算资源,实时处理对硬件要求较高。

2 畜禽音频精准感知识别技术

畜禽音频精准感知技术通过采集畜禽的音频信号,并运用先进的计算机技术进行分析与识别,从而实现对畜禽行为与情绪的监测、健康状况与疾病的检测,以及声纹识别与定位。随着人工智能技术的发展,机器学习和深度学习技术被广泛应用于这一领域,显著提升音频识别的准确率。畜禽音频精准感知技术主要分为以下几步:声音信号采集、数据采集与预处理、特征提取与分类识别。该技术能够为畜牧业提供精准的管理手段,提升养殖效率和动物健康管理水平。

2.1 畜禽行为与情绪识别

音频信息技术在畜禽行为与情绪识别中的应用,主要包括采食、发情、饮水、产蛋行为以及情绪监测。通过分析动物特定声音,音频信息技术能精准识别其行为状态,为智能养殖提供实时、科学的管理手段,提升生产效率和动物福利。表 1、2 展示了音频信息技术在畜禽行为和情绪识别上的应用。

表 1　音频信息技术在畜禽采食与发情行为识别部分应用成果

Tab. 1　Application of audio-based techniques for recognizing feeding and estrus behaviors in livestock and poultry

应用类型	文献	模型	准确率/%	优缺点
采食行为	LI 等[45]	CNN + LSTM	>93	可以实现对奶牛采食行为分类，但是无法使用声学信号在某些草料特征区分它们
	SHORTEN[46]	CNN	96.20	识别咀嚼声并估计 DMI 准确率高，但是易受植物特性和环境干扰
	YU 等[47]	VGG + SVM	96.47	结合多种声学特征和深度学习特征提升了分类精度，但模型复杂且计算资源需求较高
	HUANG 等[3]	RNN − LSTM − GRU	96.00	有效区分进食声与正常叫声且自动从环境噪声提取家禽叫声，但难以适应高噪声或叫声种类复杂环境
	DUAN 等[48]	LSTM	94.97	适用于短期采食行为的分类，但未充分应对复杂环境中的噪声干扰
发情行为	YEON 等[49]	判别分析法	86.20	通过分析多种声学特征，能够准确区分发情与非发情状态的声音，但部分个体样本量较少，未能充分反映个体差异
	CHUNG 等[50]	SVDD	94.00	降低了计算资源消耗，同时识别准确率相对较高，但是受环境噪声影响造成误分类
	WANG 等[51]	MobileNetV3	97.52	模型体积小、检测速度快，但在处理低频发情声音时，母猪吼叫声与其他非发情声音重叠可能导致误分类
	WANG 等[52]	BPNN	97.62	识别准确率高但特征数量增加时，训练时间显著延长，计算复杂度高
	CAO 等[53]	UM − ASPP − MobileViT	96.52	模型体积小，能准确识别母猪发情周期的具体阶段，但低信噪比和低频声音干扰可能导致分类精度下降

表 2　音频信息技术在畜禽饮水、产蛋行为和情绪识别部分应用成果

Tab. 2　Application of audio-based methods for detecting drinking, egg laying and emotion recognition of livestock and poultry

应用类型	文献	模型	准确率/%	优缺点
饮水行为	闫丽等[54]	SVM	96.61	识别准确率高，但难以适应复杂背景噪声和多种声音干扰
	杜晓冬等[55]	CNN	95.70	模型体积小，但识别准确率相对较低
	李泊等[56]	AVSlowFast	94.30	音视频融合方法能显著提高母猪关键行为识别精度，但对于音频特征不明显的行为效果较为有限
产蛋行为	杜晓冬等[57]	BPNN	>92	识别准确率高，但是音频切分容易受到背景噪声影响和人为干扰造成误判
	余礼根等[29]	遗传算法 + BPNN	91.90	多特征融合能提高模型识别性能，但是容易受到背景噪声影响
情绪识别	GINOVART-PANISELLO 等[58]	GNB	80.00	利用音频实时检测鸡只的疫苗反应，但疫苗反应不稳定，导致误分类
	GAVOJDIAN 等[59]	GRU	89.40	对高频和低频叫声分类具有有效性，但未来需扩大数据集并收集不同情感状态下的发声
	DE CARVALHO 等[60]	CNN	91.10	计算效率高，但无法检测同时出现的多种发声类型
	MAO 等[61]	CNN	95.07	识别准确率高，但是对于小于 1 s 的音频片段检测能力较弱
	LIAO 等[62]	Transformer + CNN	96.05	模型在不同数据表现优异，具有较强的泛化能力，未来可结合多模态技术进一步增强识别精度
	BRIEFER 等[63]	CNN	91.50	识别准确率高，但需要大量数据计算，资源消耗大

2.1.1　采食行为识别

采食行为是畜禽最基本的日常行为之一，与畜禽的健康状态、饲料利用率和生长性能有着密切的关联[64]。因此实时监测采食行为对于科学投喂和提高动物福利具有重要意义。早期监测采食行为主要依赖于人工观察[65]，以获得少数动物的精确个体行为信息，但对于监测大型畜群来说成本高昂且难以实现持续监测[66]。相比之下，音频信息技术可以在不影响畜禽正常行为的情况下对采食行为实时监测[67]。

畜禽在采食过程中通常会发出特定的声音类型，例如，咬合、咀嚼、咬合−咀嚼、啄食等声音[45-46]，有许多学者通过拾音器、无线传感器等设备采集声音，提取音频信号的时域、频域和时频域特征，然后利用机器学习或者深度学习技术构建声音识别模型对采食行为进行识别。目前相关研究主要聚焦于牛、家禽及猪羊类动物，且取得了显著的研究成果。

在牛采食行为的研究中，音频信息技术主要从

单一音频识别逐步扩展到多模态数据融合,用于采食行为的识别,识别准确率为 78% ~ 96.2%[45-46,68-69]。在单一音频识别技术方面,LI 等[45]提出基于声音信号的奶牛采食行为自动识别方法,针对咬合、咀嚼以及咬-咀嚼 3 种采食行为,构建了多种深度学习模型进行识别,并系统比较了不同模型性能。SHORTEN[46]利用声学传感器采集奶牛的行为相关声音,构建卷积神经网络模型,识别包括采食在内的 7 类音频,准确率达到 96.2%。为了提升监测系统的应用适应性与行为量化能力,部分研究将音频信息技术与其他数据源进行融合。例如,一些学者利用音频信息技术结合 GPS 数据[68]、视频[70]、运动信号[69]等数据源,用于牛采食行为的监测。然而 GPS 虽能提供位置信息,却无法反映牛的具体行为[68]。为弥补这一不足,随后有研究引入视频数据[70],但视频数据处理成本较高,且在光线不足或背景复杂时识别效果有限。针对上述问题,进一步有研究将音频信息技术与运动信号融合,利用运动数据捕捉牛的身体动作,在相对复杂环境下仍能保持良好的识别效果[69]。

在家禽采食行为研究中,音频信息技术主要聚焦于采食声识别与啄食声的采食量估算两个方面。在采食声识别方面,有学者提出基于音频分析与时间序列建模的家禽进食行为自动检测方法,可有效区分进食发声与其他日常发声,识别准确率超 93.5%[3]。在啄食声估算采食量领域,AYDIN 等[71]开展了一系列研究,2014 年通过采集单只肉鸡的啄食声进行采食量估算,采食量估算准确率为 90%。2015 年,针对养殖环境中多只肉鸡同时啄食的情况,提出增强算法以检测啄食声,采食量估算准确率为 86%[72]。尽管相较于单只鸡的啄食声估计采食量研究,该方法的识别准确率略有下降,但更贴合实际养殖场景。2016 年,鉴于传统方法在群体层面进食行为实时监测的局限,提出结合音频分析、视频监控和称量技术的综合监测系统,能实时检测群体层面肉鸡的进餐量、进餐持续时间、日进食频次与采食率等行为指标,且音频识别结果与视频和称量系统结果具有高度一致性(进餐量 $R^2=0.965$)[73]。然而,现有研究仍受背景噪声和鸡群生长阶段差异的影响,抗干扰能力亟待提升。尽管群体采食量估算具有较高一致性,但音频信息技术仍难以精准区分个体采食量及识别异常采食个体。

在猪羊采食行为的研究中,利用音频信息技术识别采食行为,正逐渐成为提升动物健康管理和饲养效率的重要手段。目前基于音频信息技术识别采食行为,主要有传统机器学习和深度学习模型,其识别准确率为 89.32% ~ 96.47%[47-48,54,74]。图 2 展示了羊采食行为监测模型架构。

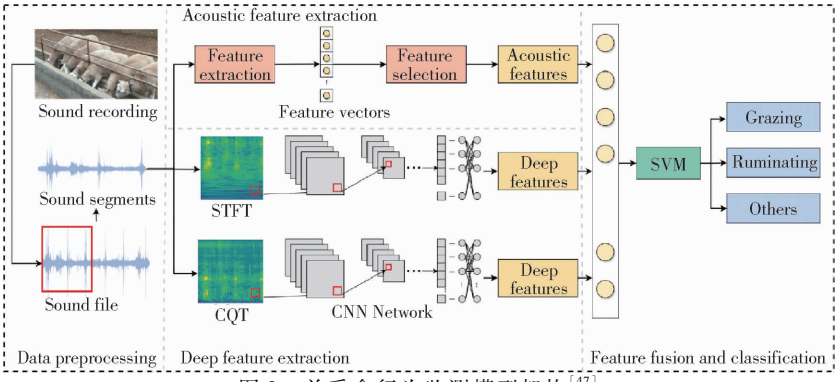


图 2 羊采食行为监测模型架构[47]

Fig. 2 Architecture of research model for monitoring sheep feeding behavior[47]

猪羊采食行为早期研究多采用传统机器学习方法,闫丽等[54]利用支持向量机模型并结合偏度聚类算法对乳猪采食等声音进行分类识别,SHENG 等[74]构建基于高斯核的支持向量机模型识别羊只咀嚼声音并使用回归模型构建采食量估算模型。然而传统机器学习方法需要手工设计特征,模型泛化能力不强影响识别精度。针对这一问题,有学者逐渐将深度学习应用到采食行为识别,其深度学习模型包括长短期记忆网络[48](Long short-term memory network, LSTM)、CNN[47]。DUAN 等[48]利用 LSTM 识别羊采食行为,识别准确率达 94.97%,尽管该方法在精度上表现较好,但仍难以应对复杂环境中的干扰。为解决这一问题,有学者提出了一种结合卷积神经网络和多种声学特征以及深度学习特征的羊采食行为识别方法,识别准确率达到 96.47%。该方法通过引入多种频谱特征和声学特征,有效提升了在复杂环境下的鲁棒性,能够更好地应对背景噪声和环境干扰,从而实现了更高的分类精度[47]。

2.1.2 发情行为识别

提高畜禽的繁殖性能是现代畜牧业生产的重要目标之一[75],而精准的发情识别对于实现该目标至关重要[76]。如果不及时检测发情,养殖场的

盈利能力会受到严重影响[77]。迄今为止，许多养殖场都依靠人工观察来确定畜禽是否发情。然而，由于养殖场集约化管理模式，效率和检出率仍然处于相对较低的水平[78]。已有研究表明，畜禽在发情当天的发声频率会提高[79]，有学者利用发声分析可以比观察奶牛的活动更早地区分发情奶牛[80]。

目前，利用音频信息技术对畜禽发情行为识别，主要依靠声音特征参数和识别算法提高识别准确率。在声学特征提取方面，普遍采用时域、频域、时频域特征。其中时域特征主要有持续时间[49]、强度[49]、均方根能量[52]等；频域特征包括共振峰[49]、音调[49]、频谱质心[52]、频谱带宽[52]等；时频域特征包括梅尔频率倒谱系数[50]和时域和频域融合的特征[52]等。在识别算法方面主要有基于机器学习模型和深度学习模型。其中机器学习模型包括支持向量机[50]、随机森林[52]；深度学习模型包括反向传播神经网络[52]、轻量级卷积神经网络[51]等；其识别准确率为 86.2% ~ 97.52%。WANG 等[51]利用改进后的 MobileNetV3 模型对母猪发情声音进行分类，识别准确率达到 97.52%。虽然识别准确率较高，但是主要判断母猪是否处于发情期，却难以准确区分发情周期的具体阶段。为了解决这个问题，CAO 等[53]提出了一种基于 MobileViT 改进模型，融合了 UIB、MLCA、ASPP 增强模块，优化了网络结构的感知能力和特征提取效率，用于自动识别母猪不同发情阶段的发声。尽管音频信息技术在畜禽发情行为识别中表现出良好的准确性，但养殖环境中声音信号的叠加显著影响了模型的准确性和鲁棒性。畜禽在不同生理状态下，特别是在饥饿或压力等外部环境因素的影响下，可能会发出与发情时相似的声音。图 3 展示了猪只发情音频数据的频谱图和数据处理过程。

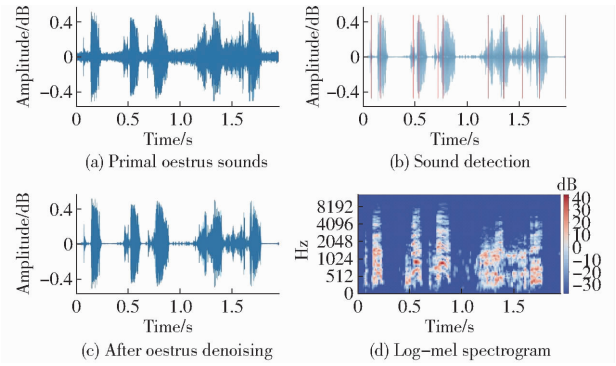


图 3　猪只发情音频数据处理过程示例[51]

Fig. 3　Example of audio data processing for pig estrus[51]

2.1.3　饮水行为识别

饮水行为是畜禽日常生理行为的重要组成部分，实时、准确、高效的识别畜禽日常生理行为，对于动物福利评估和健康养殖管理具有重要意义。目前，畜禽饮水识别主要依赖计算机视觉[81]，但其设备成本高，且受图像分辨率、遮挡、光照和环境条件影响，尤其在夜间或灰尘较多时效果差。相比之下，音频信息技术成本低、处理速度快，不受光照和遮挡限制，可实现实时、稳定的行为识别与异常报警。目前利用音频信息技术对饮水行为识别主要采用单一音频信息技术或者音视频融合技术，识别准确率为 94.3% ~ 95.7%[54-56]。目前，学者们主要利用支持向量机模型等机器学习模型，或者轻量级卷积神经网络模型，提取音频中的多种声学特征，或者将一维音频信号转化为二维图像形式，用于饮水声的分类识别。尽管这些方法取得了一定效果，但普遍存在特征表达能力有限、对上下文时序信息利用不足等问题，限制了其在复杂养殖环境中的推广应用。为了解决这一问题，有学者通过融合视觉和听觉特征，提出了改进 AVSlowFast 模型，该模型能够更全面地捕捉母猪的多种行为特征，并有效区分相似行为[56]。同时，模型的计算资源需求较低，适用于实际养殖环境中的应用。图 4 展示了猪只音视频行为识别模型示例。

2.1.4　产蛋行为识别

针对产蛋行为识别，主要有两个研究方向，一种是通过侧重于蛋鸡发声行为的声学特征与时频特性的分析[25,82]。例如，宗超等[83]对蛋鸡产蛋声等多种声音的发声规律进行研究和针对蛋鸡在不同饲养模式（笼养与栖架）和生长阶段（育成期与产蛋期）下

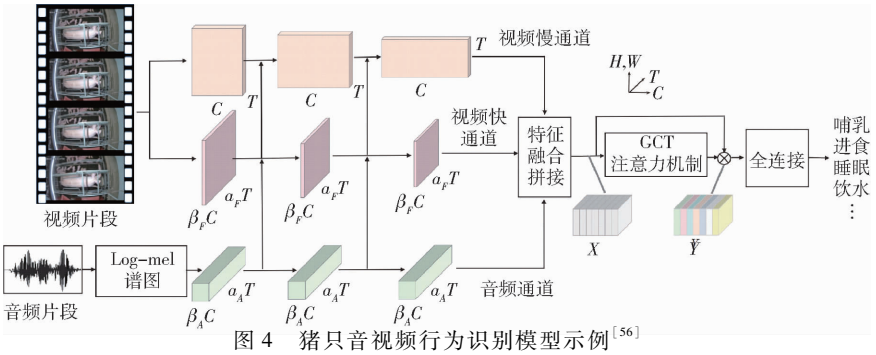


图 4　猪只音视频行为识别模型示例[56]

Fig. 4　Example of pig behavior recognition model[56]

的声学特征进行了分析。第 2 种则将产蛋声作为典型的生理行为标志,提取多种声学特征参数,并借助机器学习和深度学习模型进行分类识别。时域特征主要有持续时间[82]、音节[82],频域特征包括基频[82]、频谱质心[82-83]、共振峰[82]、功率谱密度[84],时频域特征包括梅尔频率倒谱系数[29]以及时域和频域融合的特征[29]。其中,常用的机器学习方法包括 J48 决策树[85]、支持向量机[85],深度学习方法包括反向传播神经网络[57]、遗传算法优化的 BP 神经网络[29]、改进的 MobileNetV3 模型[86],识别准确率为 88.3% ~95.25%[57,85-86]。目前,利用音频信息技术对产蛋行为的识别已经取得了显著进展,能够有效提升识别准确性,这为蛋鸡规模化养殖中的自动化和智能化声音检测提供了有力的技术支持。

2.1.5 畜禽情绪识别

动物叫声蕴含丰富的行为与情绪信息[87-88],利用音频信息技术进行分析,可有效揭示其压力状态、社会互动甚至交配行为[89]。持续的叫声监测不仅有助于更全面地理解动物的行为,也为及时开展动物福利干预提供了科学依据[90]。在畜禽情绪识别研究中,声音已被证明是一项关键性指标。已有大量研究表明,压力状态会引起动物发声参数的变化。COLLIAS 等[4]早期通过对鸡叫声的声谱图分析,将不同类型的叫声与行为进行了关联分析。结果发现,频率呈下降趋势的叫声通常反映痛苦或应激情绪,而频率呈上升趋势的叫声则更多与愉悦情绪相关,这项研究为后续通过声音识别畜禽情绪,提升动物福利的研究奠定了理论基础。

随后,有学者开始利用音频信息技术对畜禽情绪进行识别[4]。目前畜禽情绪识别模型主要包括机器学习、深度学习和整合多源数据或跨物种适配的混合人工智能系统。其识别准确率为 80% ~96.05%。在机器学习领域,畜禽情绪识别主要采用高斯朴素贝叶斯分类器。例如 GINOVART-PANISELLO 等[58]利用高斯朴素贝叶斯分类器,用于识别母鸡在接种疫苗后的焦虑反应,该模型在实验中 F1 分数达到 80%,并在抗炎治疗期间成功减少了母鸡的压力反应。在深度学习领域,畜禽情绪识别主要采用门控循环单元(Gated recurrent unit, GRU)、CNN、轻量级 CNN 和 Transformer CNN 等模型。GAVOJDIAN 等[59]通过 GRU 网络捕捉奶牛情绪的时序依赖,达到了 89.4% 的情绪分类准确率。然而,GRU 在局部特征提取方面存在不足,为此,DE CARVALHO 等[60]提出了基于 CNN 的发声识别方法,用于检测肉鸡的快乐音符等声音,取得了 91.1% 的准确率。CNN 擅长提取音频中的局部特征,适合捕捉短时音频模式,但其较大的参数量和计算复杂度限制了其在实际养殖环境中的应用。

为解决这一问题,MAO 等[61]提出了轻量级 CNN 模型 light-VGG11,通过减少参数量提升了检测速度,并用于鸡的痛苦发声识别。尽管如此,轻量化 CNN 在捕捉复杂音频模式和长期依赖关系上仍有所不足。因此,LIAO 等[62]提出了一种基于 Transformer CNN 的声音分类模型,结合了 CNN 的局部特征提取和 Transformer 的全局特征感知,模型准确率达到 96.05%。在结合人工智能系统方面,NEETHIRAJAN[91]提出了一种结合温度记录与声音输入的混合人工智能系统,用于识别动物的情绪状态;CHEOK 等[92]利用人工智能与机器学习领域的先进数学模型,构建了一套能够识别鸡只多种情绪状态的系统,包括饥饿、恐惧、愤怒、满足、兴奋与痛苦等情绪。BRIFER 等[63]开发了一种自动识别系统,分析了 411 头猪的 7 400 多条发声数据,以区分猪的情绪。研究发现,高频发声与负面情绪相关,而低频发声则与积极情绪相关,从而实现了有效的情绪状态识别。然而目前大多数研究仍主要依赖单一音频信息技术进行畜禽情绪识别。未来,通过将声音信号与环境参数(如温湿度)、生理指标(如心率)等多模态数据相结合,进一步提升情绪识别的准确性。

综上所述,尽管音频信息技术在畜禽采食行为、饮水、发情、产蛋行为和情绪识别方面已取得显著进展,在实际养殖环境中,利用音频信息技术识别畜禽行为和情绪仍面临多重挑战。首先,音频信号的叠加影响了模型的准确性;其次,训练数据集无法涵盖真实场景中所有的发声类型,导致模型在复杂环境下的表现不稳定;此外,高采样频率和瞬态干扰常导致误报,尤其是在信号变化迅速的情况下。为了解决这些问题,未来的研究可以着重于增强数据集的多样性,优化模型的鲁棒性,并结合多信号融合技术与时间窗口处理,进一步提高模型在复杂环境中的稳定性和可靠性。

2.2 畜禽健康与疾病监测

声学分析作为一种非侵入性手段,正逐步替代传统诊断方法,广泛应用于畜禽疾病、应激状态等生理异常的识别与评估。近年来,研究人员已采用多种建模方法提取与健康状态密切相关的声学特征,实现对疾病进程的动态监测与干预效果的量化评估[93]。

2.2.1 畜禽应激监测

应激反应是指机体受到外部环境刺激做出防御性行为,应激反应过度可能导致功能紊乱或疾病发

生[94]。动物在冷、热、饥饿等应激状态下常表现出显著的声学特征变化，如鸣叫频率、振幅的改变。因此，许多学者基于畜禽叫声开展了应激状态识别与分类的研究。

热应激是全球畜禽生产和福利面临的关键环境应激源之一，可诱发动物产生特异性的声学反应，例如仔猪在高温条件下会发出特定的叫声[95]，处于热舒适状态下的雏鸡通常表现出较低的发声频率[96]，而蛋鸡则会发出警戒声和尖叫声等特定的声音[97]。除热应激外，饥饿[98]、突发外部刺激[87,99-101]等亦可诱发家禽的应激反应。例如，有学者以打开雨伞为应激源，结合热成像和 CNN 开展研究，发现施加应激刺激后，鸡冠与喙部的表面温度发生下降，发声频率也显著降低[87]。同时，应激反应不仅体现在个体自身，也可引发亲代的行为响应。EDGAR 等[102]研究了母鸡对处于困境中雏鸡的情绪反应，当雏鸡受到气流刺激时，雏鸡的心率、警觉性和母性发声都会增加。图 5 展示了蛋鸡处于热应激状态时的发声的波形图和声谱图。

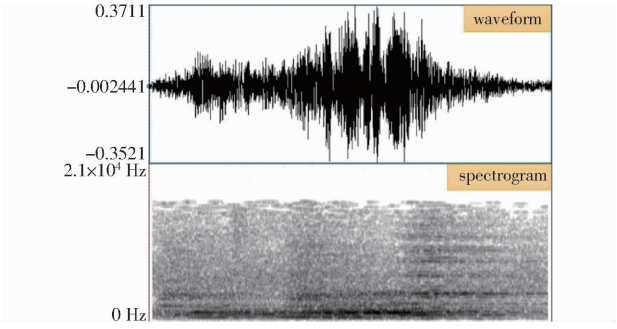


图 5　蛋鸡在热应激状态下声音样本的波形图与频谱图[5]

Fig. 5　Waveforms and spectrograms from heat stressed sounds of laying hens[5]

当前多数研究通常只针对特定类型的应激源进行训练，然而在实际养殖环境中，畜禽往往同时面临多种不可预期的应激因素。为实现多源应激状态的精准识别，LEE 等[5]提出一种基于层次化结构的应激检测系统，基于 SVM 模型对蛋鸡的生理与心理应激状态进行识别与分类，检测准确率达到 96.2%，分类模型平均准确率为 96.7%。针对猪只的应激，相关研究基于 Weka 数据挖掘软件中的 J48 决策树对猪只的疼痛、寒冷和饥饿等应激状态进行分类，实现 81.12% 的分类准确率[103]。在传统机器学习方法之外，部分学者开始探索使用非经典逻辑理论解决复杂应激状态下的建模难题。例如，有学者利用弗协调逻辑建立猪只应激状态预测软件，基于仔猪在不同应激状态下的叫声实现对应激状态的识别，该软件在识别强烈应激状态下表现较好，疼痛的识别准确率最高达到 93.0%，冷/热应激次之，为 75.3%[104]；LEV-RON 等[105]基于 Transformer 的人工神经网络对处于冷、热或风应激条件下肉鸡发出应激叫声的分类表现更好，在小样本条件下，加入鸡龄信息和使用更长的音频波形可显著提升模型性能，其平均精度可达 97%。

畜禽应激状态的检测在现代养殖管理中具有重要意义，其识别效率和准确性直接关系到动物福利水平和健康状况的评估。目前，基于音频信号的应激检测方法尚难实现对个体动物的精准定位；此外，现有研究多依赖于单一模态数据，未能充分融合图像、生理参数等多源信息。下一步的研究方向应关注融合多源数据实现对应激个体的识别与定位。

2.2.2　畜禽疾病检测

畜禽在患病过程中常伴有咳嗽、啰音、打喷嚏等异常声学表现，这类声音不仅能够反映动物的健康状况，还为非接触式、自动化的健康监测提供了有效的信息支撑。

猪只异常的声学表现以咳嗽为主，早期的猪只咳嗽识别研究主要依赖于频域分析、模糊聚类等传统信号处理方法，识别准确率一般为 82% ~ 95%[106-108]。部分研究提出了特征融合的策略，如融合音频的声学和深度特征[109]，其识别准确率可达 96.45% ~ 97.47%[109-111]。在深度学习技术快速发展的推动下，基于 CNN 等深度学习模型的方法已逐步取代传统方法，成为当前猪只咳嗽识别的主流手段，其识别准确率普遍达到 92.4% ~ 97%[6,112-115]。例如，XIE 等[6]提出基于音频频谱图的 Transformer 模型（Audio spectrogram Transformer，AST）用于识别猪只的异常叫声，该模型能够处理变长音频，识别准确率达 93%，推理速度比现有的基于 CNN 的方法提高 19 倍，但其对计算资源的要求较高。在实际养殖环境中，因疼痛、攻击或惊吓引发的尖叫声同样具有重要的监测价值。例如，识别声音突然增大且频率高于 1 kHz 的猪只尖叫可较传统肉眼观察提前 1 ~ 9 d 识别咬尾猪，结合个体标记与自动分析算法，可实现对咬尾猪的早期识别与干预，有效降低尾部损伤的发生率，提升群体健康与福利水平[116]。图 6 展示了音频信息技术在畜禽疾病检测上的应用实例。

在家禽疾病识别与检测研究中，喷嚏声、啰音和咳嗽声是声学分析的重点对象。RIZWAN 等[117]开发了极限学习机（Extreme learning machine，ELM）和 SVM 分类器来检测鸡只啰音，准确率分别为 97.1% 和 97.6%；为了能够在存在多种噪声源的情况下检测出打喷嚏，研究人员开发了用于监测鸡只打喷嚏声音的算法，准确率达到 88.4%[67]；秦伏亮

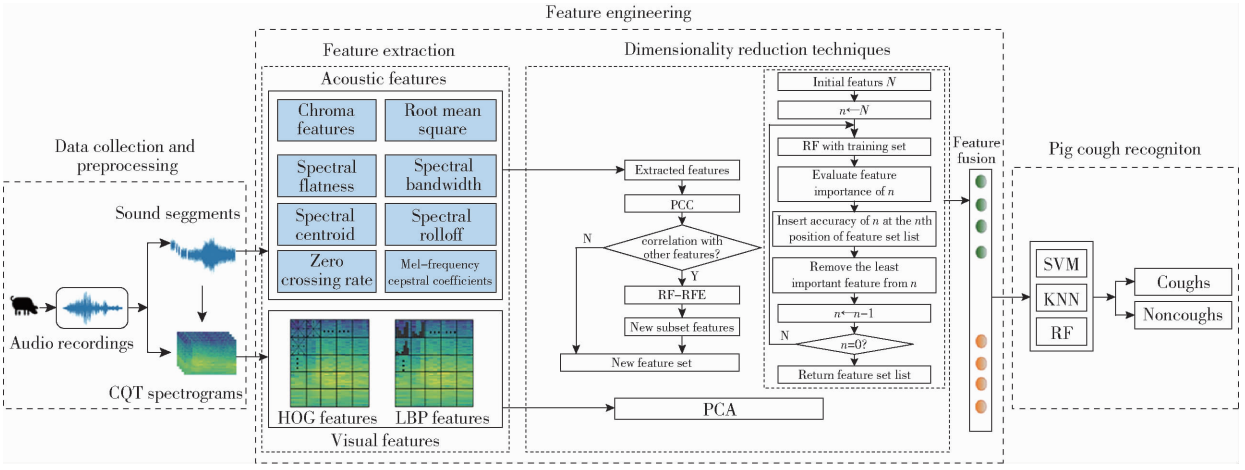


图 6 音频信息技术在畜禽疾病检测上的应用实例[110]

Fig. 6 Application examples of audio information technology in livestock and poultry disease detection[110]

等[118]提出一种基于高斯混合模型-隐马尔科夫模型(Gaussian mixture model - hidden Markov model, GMM - HMM)的肉鸡咳嗽声识别算法,识别准确率达95%,但该方法的实现环境较为单一,对于多噪声大群体复杂情况下肉鸡咳嗽的识别仍需进一步研究。

相较于猪只和家禽在基于音频信息技术进行疾病相关异常声音检测方面的研究较为成熟,牛羊受限于养殖模式分散、声音采集条件复杂等因素,在该领域的研究相对较少。咳嗽是牛呼吸道疾病(Bovine respiratory disease, BRD)的临床表现之一,研究人员认为通过自动、连续地监测犊牛舍中的声音并分析咳嗽频率,能够实现 BRD 的早期预警。目前,犊牛咳嗽声识别算法精确率为 87.5% ~ 94.2%[119-120]。类似的研究也在羊只中展开,宣传忠等[121]提出一种通过 BP 神经网络改善的隐马尔可夫识别系统,对羊只咳嗽总识别率达到 95.04%。

当前,畜禽声音检测技术已由早期对异常行为或状态的识别,逐步发展为针对特定疾病的智能诊断。相关研究已成功实现对传染性支气管炎[122-124]、禽流感[125-127]、新城疫[124,128]、蹄病[129]等多种典型疾病的声学识别与检测。表 3、4 汇总了近年来在畜禽异常或特定疾病声学检测领域具有代表性的研究工作。

尽管现有研究在针对单一疾病的声学检测方面已取得显著进展,但此类方法通常聚焦于特定疾病的声学特征建模,而在实际养殖中动物发病具有不确定性,其异常声学表现往往并不限定于模型所针对的特定疾病。为提升基于音频信息技术的疾病检测模型在实际应用中的适应性与鲁棒性,开展面向多种疾病的识别研究已成为该领域的重要发展方向。CHUNG 等[131]开发了一种基于 MFCC 和双层分级结构的猪消耗性疾病分类器,达到了 94% 的检测准确率和对断奶仔猪多系统衰竭综合征、猪繁殖与呼吸综合征病毒和猪肺炎支原体 3 种消耗性疾病 91% 的分类准确率。在禽病研究方面,有学者研究使用声学特征作为疾病诊断标准的可行性,发现小波熵(Wavelet entropy, WET)在检测健康鸡方面更为可靠,而 MFCC 在检测患病鸡时表现更好[124]。后续,一项结合数据挖掘与 Dempster - Shafer 证据理论的禽病智能诊断设备实现对新城疫、传染性支气管炎病毒和禽流感的准确识别,整体诊断准确率达到 91.15%[130]。XU 等[132]提出了一种家禽健康诊断系统,结合 YOLO v7 和长短期记忆网络(Long short-term memory, LSTM)识别养殖环境中鸡只的粪便图像及异常发声,该系统在基于鸡叫声进行健康诊断时平均精度为 86%,对 3 种典型鸡病识别准确率为 83%。由于大部分研究的数据集未能在开源平台公开提供,缺乏高质量、可共享的标注数据已成为制约畜禽疾病声学监测系统构建与模型通用性评估的重要因素。为缓解这一问题,ADEBAYO 等[133]在可控环境下对 100 只雏鸡进行分组饲养,并连续 65 d 采集音频数据,记录并标注了未治疗组自第 30 天起出现的呼吸道疾病相关异常发声,构建了覆盖健康与患病状态的鸡只音频数据集,为后续疾病检测模型的开发提供了标准化数据。

疾病的早期预警与识别对于实现及时干预、减少养殖损失并提升畜禽健康管理水平具有重要意义。因此,如何基于音频信息技术实现多种疾病的准确识别,已成为该领域的重要研究方向。融合音频与图像信息的多模态检测模型,可以完成更加细化的疾病检测并提高识别精度,是进一步研究中可以考虑的方案。

2.3 声纹识别与定位

在智能畜禽养殖与精准行为监测中,声纹识别与声源定位技术逐渐展现出重要应用潜力。声纹识别是利用动物发声中蕴含的个体特征,实现身份识

表 3　近年来在畜禽异常检测领域代表性研究成果

Tab. 3　Representative studies in field of abnormal detection of livestock and poultry in recent years

畜禽种类	异常声学表现	文献	方法	准确率/%	优缺点
猪	咳嗽	VAN HIRTUM 等[106]	FFT + Fuzzy C-means clustering	95.00	可在线实时识别咳嗽，结构简单，计算效率高，但对背景噪声与特征选择较敏感，未充分利用上下文信息
		GUARINO 等[107]	DTW	85.50	算法结构简单，适合低成本现场部署，但受环境噪声干扰，识别精度低于实验室条件
		EXADAKTYLOS 等[108]	DFT + FCM	82.00	支持实时识别且误报率低，但对环境噪声敏感、鲁棒性较差
		SHEN 等[109]	SVM	97.35	咳嗽识别准确率高，但受限于依赖人工标注的私有数据集、拾音器部署单一及模型对样本量敏感
		JI 等[110]	SVM	96.45	咳嗽识别准确率高，但采集数据质量受距离影响显著，实际应用受限及使用全局 LBP 表征导致特征判别力降低
		YIN 等[111]	CNN + SVM	97.47	咳嗽识别准确率高，计算量显著降低，但其仅在私有数据集上进行验证，泛化能力仍需进一步评估
		沈明霞等[112]	CNNs	97.00	识别准确率较高，但对多源噪声环境下的泛化能力仍需进一步验证
		黎煊等[113]	BLSTM－CTC	92.40	实现猪只连续咳嗽声识别，准确率较高，但面对真实复杂环境中多头猪同时发声、背景风机噪声等情形时的鲁棒性仍有待提升
		黎煊等[114]	深度信念网络	95.80	猪咳嗽识别准确率较高、噪声处理方面表现优异，但是其误识别率较高，模型较复杂
		SONG 等[115]	改进的 DenseNet－121	93.80	引入 SENets 注意力模块提高了模型的特征提取能力，同时通过特征组合优化参数集，但特征参数的数量过多，导致模型计算量增加
		XIE 等[6]	AST	93.00	推理速度比现有的基于 CNN 的方法提高了 19 倍，同时输入特征得到了简化，但该方法在计算资源需求上高于传统 CNN 模型
鸡	啰音	RIZWAN 等[117]	SVM	97.60	准确率较高，泛化能力强，但训练复杂度较高
	打喷嚏	CARPENTIER 等[67]	谱减法 + 能量包络检测 + 规则筛选	88.40	可解释性强，但是灵敏度较低，泛化能力和抗噪能力有限
	咳嗽	秦伏亮等[118]	GMM－HMM	95.00	识别准确率高，但是实验环境较为单一，未考虑多噪声大群体情况
牛	咳嗽	VANDERMEULEN 等[119]	FFT + 欧氏距离匹配 + 规则筛选	87.50	无需复杂模型训练，但是灵敏度较低、抗干扰能力有限，不适用于大规模连续监测
		CARPENTIER 等[120]	谱减法 + 能量包络检测 + 规则筛选	94.20	无需训练模型，精度较高，但是灵敏度较低，对于不清晰或背景噪声重叠的咳嗽事件识别能力较差
羊	咳嗽	宣传忠等[121]	BPNN + 隐马尔可夫模型	95.04	通过主成分分析降维，减少了特征维度，优化了计算效率，但复杂的养殖环境下，噪声会影响模型性能

别的技术；声源定位则通过分析声音传播特性，确定其空间位置，用于追踪动物活动与识别声源区域。两者为智能化养殖中的声音感知提供了关键支撑。

2.3.1　声纹识别

声纹最早指说话人语音频谱的信息图[134]，声纹识别可根据待识别语音的声纹特征识别该段语音所对应的说话人的过程[135]。人类由于发声器官在结构上的差异而呈现不同的语音特征，通过分析个体语音的声学特征可以实现身份验证。类似地，猪、鸡、牛等畜禽动物的发声同样受生理结构、品种特征等因素影响，呈现出个体差异性与品种差异性。

声纹识别在畜禽领域的种类识别和个体身份识别方面均展现出良好应用前景。在畜禽种类识别方面，有学者针对现有模型特征表达能力不足的问题，提出用于发声动物嵌入学习的改进的残差块连接改进的上下文感知掩蔽新型架构，在动物种类（包含猪、鸡、牛、羊在内的 24 个动物种类）和猪只种类（包含杜洛克猪、长白猪、香猪等 10 个种类）识别准确率分别达到 93.12% 和 92.76%[136]。围绕畜禽个体识别问题，研究者开展了多种基于声纹的建模探索。王文浩[137]提出了一种基于语谱图和 CNN 的猪只声纹识别模型，基于猪只在尖叫声、咳嗽声、哼哼声、喷嚏声 4 种声音状态下的语谱图进行身份预测，模型综合识别率达到 92.68%。为应对大规模肉牛

表 4 近年来在畜禽特定疾病声学检测领域代表性研究成果

Tab. 4 Representative research in field of acoustic detection for specific diseases in livestock and poultry in recent years

畜禽种类	疾病	文献	方法	评价指标	数值/%	优缺点
鸡	传染性支气管炎	CARROLL 等[122]	C4.5 决策树	准确率	73.40	计算效率较高,可实现连续监测,但召回率较低,对环境噪声敏感
		WHITAKER 等[123]	SVM	准确率	97.85	准确率高,可解释性强,但训练计算量大
	禽流感	张铁民等[125]	Takagi－Sugeno	准确率	80.00	计算量小,但准确率较低
		HUANG 等[126]	SVM	准确率	>84	准确率较高,但是在复杂噪声环境下鲁棒性稍显不足
		CUAN 等[127]	CNN	准确率	>90	准确率高,训练速度快,但是在实际养殖场等高噪声环境下的鲁棒性尚未得到充分验证
	新城疫	CUAN 等[128]	Bilstm	准确率	98.50	准确率高,噪声环境适应性强,但是泛化能力还需进一步验证
	传染性支气管炎	MAHDAVIAN 等[124]	SVM	准确率	83.00	评估全面,引入 LR、DOR 等医学统计指标,但是早期识别能力较低,特征依赖性强
	新城疫			准确率	72.00	
	支气管炎	BANAKAR 等[130]	SVM	灵敏度	88.00	准确率高,引入离散小波变换提升了抗干扰能力,但计算复杂度略高
	新城疫				88.50	
	禽流感				92.30	
牛	蹄病	VOLKMANN 等[129]	Random Forest	灵敏度	81.00	模型分类与修蹄结果一致性高于传统人工评分主观性,但是数据集仅使用单一品种,受环境因素影响较大
猪	断奶仔猪多系统衰竭综合征	CHUNG 等[131]	SVDD + SRC	精确率	94.80	分类性能好,新增疾病仅需拓展特征库,无需训练全模型,但是训练肺炎支原体的样本量较少,需要较高的计算资源
	蓝耳病				92.00	
	猪肺炎支原体				85.70	

养殖场中发情母牛漏检、误检的问题,研究人员提出了一种基于声纹数据和 ECAPA－TDNN 模型的奶牛发情状态与个体身份识别方法[138]。WANG 等[139]构建了基于 ResNet18 网络与门控循环单元的声纹识别模型,实现了羊只个体身份识别,其平均识别准确率和平均对比准确率分别达到 98.86% 和 98.66%。图 7 展示了 3 只不同羊只各自两个声音片段的梅尔频谱图。可以观察到,不同个体在频谱分布特征和能量强度模式上存在明显差异。

尽管声纹识别技术在畜禽领域的种类识别和个体识别方面展现出良好应用前景,但相关研究在畜禽领域的整体发展仍较为滞后,现有研究更多聚焦于鸣禽与灵长类动物的声纹特征建模。例如,有研究针对和尚鹦鹉的鸣叫声开展了不同鸣叫类型中鸣叫者身份预测的研究[140],而在日本猕猴的研究则发现其“coo”具备稳定的个体声纹特征,还反映出群体内部的社交交流结构[141]。声纹识别技术在动物个体身份识别和社会行为解析等方面具有广泛的应用前景。然而,相较于鸣禽和灵长类动物的研究基础,当前畜禽领域在声纹建模与实际应用方面仍处于起步阶段,亟需加快技术研发与落地进程,以更好服务于智慧畜牧等应用场景。

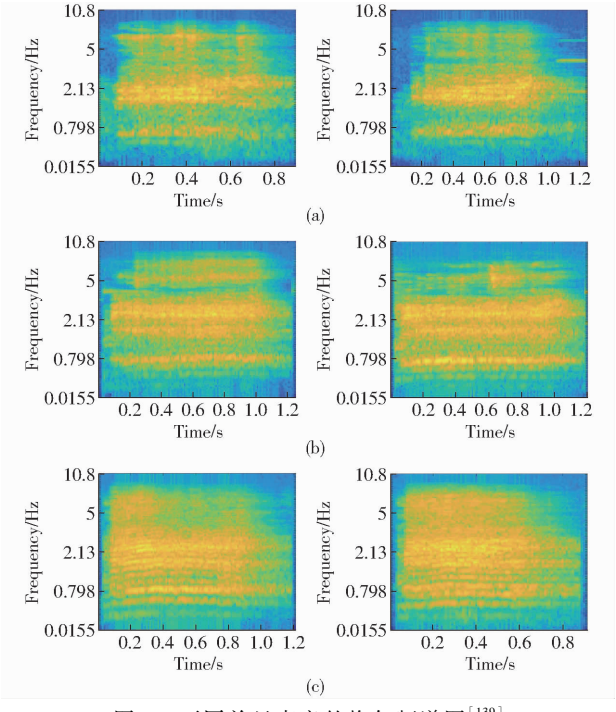


图 7 不同羊只声音的梅尔频谱图[139]

Fig. 7 Mel-spectrograms of different vocalizations from sheep[139]

2.3.2 音频定位技术

音频定位技术已广泛应用于无人机定位、工程噪声检测和室内声源定位,这些方法主要通过拾音器阵列和基于特定应用场景优化的定位算法来实现高精度的声源位置估计。然而,在畜禽领域,由于实验设置的限制和可用数据的稀缺,此类方法的应用受到限制,相关研究报道较少。例如,DU 等[7]利用嵌入 Kinect 设备的拾音器阵列和到达时间差算法

来统计不同空间区域的蛋鸡叫声并监测夜间异常发声，准确率为 74.7%。然而，该研究侧重于蛋鸡叫声的区域分布，嵌入式拾音器阵列无法精确定位异常叫声，限制了其在鸡舍环境中的实际应用。为了快速检测和定位咳嗽的猪防止呼吸道传染病，李江丽等[142]设计了一种基于拾音器阵列的识别与定位方法，其中首先检测咳嗽声音，然后通过相位变换算法和全空间搜索方法定位声源，平均距离误差为 0.52 m，但仅限于二维定位。因此，为了在养殖环境中实现精确的声源定位，未来需要开发三维定位技术，以提升空间精度并满足高效、易用的需求，需结合声音识别和多模态传感技术，为智能化养殖中的实时监测和智能响应提供重要支持。

3　面向种植业的音频信息监测技术

种植业作为农业的重要组成部分，正加速融合音频感知技术与智能算法，实现作物状态的非侵入式监测与精准调控。植物在胁迫条件下可产生特定声学信号，借助音频传感器可实现早期、高效识别。同时，在成熟度、硬度及内部缺陷等品质指标上，植物能够在受外部激励（如敲击、压缩）作用下产生可识别的声学响应特征，为无损检测提供了可行路径。随着声学分析与建模技术的发展，音频信号已成为作物品质评估与健康状态判断的重要信息来源。

3.1　植物胁迫发声监测

植物胁迫[143]是指植物在外界不利因素的作用下，其正常的生理代谢活动受到干扰或破坏，从而导致生长发育受到抑制甚至发生损伤的状态。常见的胁迫类型主要包括非生物胁迫和生物胁迫。近年来，随着音频信息技术的发展，多种胁迫状态已可通过声学手段进行感知与识别[144-147]，为植物健康评估和非侵入式诊断提供了新的技术路径。

3.1.1　非生物胁迫监测

非生物胁迫主要来源于环境因素的异常变化，常见类型包括干旱、高温、低温及机械损伤等[148]。当前，已有大量研究利用超声波发射分析方法来监测非生物有胁迫下植物声发射事件。图 8 为植物音频检测操作示意图。

当植物遭遇干旱胁迫时，木质部导管中水柱张力过大导致气穴塌陷产生与胁迫程度相关的高频声波[8, 149-150]。近年来，研究者开始采用音频传感器对植物干旱胁迫过程中产生的声发射信号进行监测。以番茄和烟草为例，KHAIT[43,151]证实植物在遭受干旱或机械损伤胁迫时可释放高达 65 dB 的超声波信号，且最远可在 5 m 外被检测到。研究进一步采集了干旱、切割与正常状态下的声信号，并采用

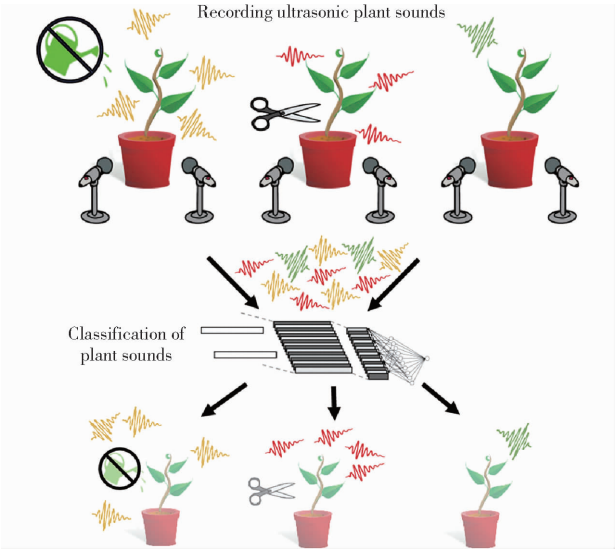


图 8　植物声音信号检测示意图[43]

Fig. 8　Schematic of plant sound signal detection[43]

SVM 进行分类识别，最终识别准确率达到 80%。

在对葡萄木质部声发射研究中[152]，伴随干旱胁迫程度的加剧，声信号的频率分布会从约 200 kHz 向 600 kHz 高频段扩展。杜春雨等[153]在“0 dB 超静音人居实验室”中证实植物在非稳态供水条件下可发出 2.5 ~ 20 kHz 的高频声波。植物在干旱胁迫下具有可识别的声发射特征，结合音频传感与频谱分析技术，有望实现其非侵入式、实时的水分胁迫监测。

在低温胁迫条件下，植物会产生典型的超声波声发射（Ultrasonic acoustic emission，UAE）信号。通过对植物监测，可以观察低温会引发植物木质部空穴形成、细胞胀裂等物理损伤。KIKUTA[154]发现 -4.5 ~ -14.3℃区间胡桃树和卫矛枝条出现大量 UAE 信号，水势越低信号越强；进一步研究发现，水胁迫下的厚壁死细胞等非导水组织也成为 UAE 信号源[155]。MAYR 等[156]通过冻融实验发现，UAE 与样本水势及管胞直径正相关。在红外热成像和声发射技术联合检测中[157]发现，云杉在冰成核与传播阶段 UAE 峰值达 50 AE/s。KASUGA 等[158]在胡桃树中观测到能量大于 10 FJ 的 UAE 事件，信号强度与水力导度损失成正比。大量研究表明，UAE 信号的频率与强度变化与水势状态和组织结构特征密切相关，能够准确反映植物在冻害过程中的动态生理响应，具有较高的时效性与敏感性。

3.1.2　生物胁迫监测

生物胁迫[148]是指植物受到病原微生物、害虫等生物因子的侵袭，引发一系列防御反应和生理变化的压力。在生物胁迫的监测方面，音频传感器因其对植物病虫害隐蔽活动的无损识别能力而受到关注。KURODA 等[159]在黑松感染松材线虫的早期阶

段检测到大量声发射事件,远早于肉眼可见症状的出现。针对树皮甲虫的入侵行为,ALLISON[9]发现其取食、移动及鸣叫过程会在树体内部产生微弱的声发射信号,为早期无损监测提供了有效手段。通过音频信息技术对外来生物入侵的监测,能够实现早发现、早干预,有效避免植物资源的重大损失。

综上所述,植物在非生物与生物胁迫条件下可产生具有特征性的声发射信号,其频率、强度及时序特征与水势变化、组织损伤和病虫活动密切相关。音频传感技术为植物胁迫状态的非侵入式、实时监测提供了新的手段,在干旱、冻害和病虫害等典型场景中展现出良好的灵敏性与适应性。然而,目前多数研究仍局限于实验室环境,实地应用面临背景噪声干扰、物种差异性与模型泛化能力不足等挑战。未来需加强对复杂环境下声学数据的获取与分析,提升算法鲁棒性,推动音频感知与多源数据融合,进一步拓展其在智慧农业中的应用边界。

3.2 音频诱导植物响应

随着“植物听觉”概念的提出,研究者从生物物理机制、实验证据、应用探索与生态意义等多个维度,逐步揭示了植物对声波的感知与响应机制[160-161]。大量研究表明,适宜频率与强度的声波可有效促进种子萌发、根茎发育、激素分泌及抗逆性提升,已成为绿色农业调控的重要手段。在生理层面,约 1 kHz 的声波可提升水稻、小麦等作物的萌发率与根茎生长[162];200 ~ 300 Hz 声波刺激还能诱导玉米根系朝声源定向生长并产生“点击声”[163],揭示植物不仅能感知特定声波,还可能具备声音信号交互能力。在分子层面,声波刺激可显著激活植物的抗逆性相关基因表达,例如 125 ~ 500 Hz 范围的声波可上调水稻、拟南芥等植物中与抗逆相关的基因表达,从而增强其对病害和环境胁迫的抵御能力[164-165];每日以 1 kHz 声波刺激拟南芥 3 h,可显著提高其对灰霉病的抗性[166]。此外,声音能够广泛激活植物中的多类光合和抗逆基因[167],同时,提升番茄的株高、开花量、叶绿素含量及激素水平,呈现出“转录-蛋白-激素”多层级联动机制[168]。在行为方面,植物不仅能够感知外界声音,还具备趋利避害的响应能力。豌豆根系能感知水流产生的自然声波,表现出趋向性生长;在无湿度梯度条件下,根系显著趋向真实水源,而对白噪声或录音等非自然声源则表现出趋避反应[169]。拟南芥通过联想学习形成“声-胁迫”条件反射,经过 5 d“音乐 + 热胁迫”的训练后,第 6 天仅施加音乐即可激活多个热应答基因[170]。在生产实践中,声波调控技术已展现出良好的应用潜力,侯天侦等[171]在新疆棉田开展大田试验,采用 40 ~ 2 000 Hz、100 ~ 110 dB 的声波显著提升棉花产量,声源距离 30 ~ 90 m 为最优调控区间。

特定频率的声波不仅能够诱导植物产生显著的生理响应,还能在分子层面激活基因表达、激素调控等多条调节通路,成为调控植物生长发育与抗逆反应的非侵入式手段。然而,目前相关研究主要集中在实验室条件下,通过特定声波参数对少数植物模型的响应进行验证,尚未形成具有广泛适应性的应用体系。未来研究应聚焦于不同植物种类对声波刺激的差异响应规律,系统建立作物特异性与频率响应之间的关系模型,明确各类植物在不同生育阶段最适宜的声波频率、强度与作用时长,从而推动声波调控技术向田间可实施、精准化管理方向发展,实现农业生产中规模化、低能耗、绿色可持续的调控目标。

4 农业智能语音交互

现代农业已经在智能化方向有了迅猛发展,但最新农业技术和一线生产者有一定的信息壁垒,同时真实农业生产实践中也存在较为复杂的情况。智能语音交互以人类最自然的语音作为核心媒介,通过自动语音识别技术(Automatic speech recognition, ASR),系统能够精准“听懂”农民的意图;再借助文本到语音转换技术(Text-to-Speech, TTS),将专业的知识与设备状态以清晰的语音“说出”,从而解决因文化水平或操作环境带来的使用困难。这种覆盖“输入”到“输出”的完整交互模式,贯穿于智能问答和农机控制两大核心应用中,旨在将先进的农业智能无缝融入真实的生产环境,极大地提升了操作的便捷性、安全性与整体效率。

4.1 农业智能语音技术

随着信息技术与农业生产的深度融合,智能化服务与管理已成为推动现代农业发展的重要动力。然而,农业从业者,特别是文化水平有限或不熟悉文本操作的用户群体,在利用现有信息技术时仍面临巨大障碍[173]。复杂的软件界面与键盘输入,限制了先进技术在真实农业场景的有效普及。语音作为人类最直接的交互方式,为破解这一难题提供了全新路径[174]。它不仅能解放操作者的双手,还能跨越读写能力的障碍,使不便阅读或识字有限的农民也能轻松获取信息、操控设备[175]。因此,研究并应用适应农业独特环境的语音技术,特别是高鲁棒性的自动语音识别与高质量的文本到语音转换,对于降低农业智能化应用的使用门槛、提升农业生产效率与便捷性具有重要价值。

4.1.1　自动语音识别

ASR 是语音农业信息服务的核心，旨在将人类的语音信号转换为相应的文本或命令，从而为广大农民，特别是对文本操作不便的用户群体，提供一个直接、高效的信息交互入口。农业场景下的 ASR 系统开发面临方言多样性、背景噪声干扰以及低资源语言数据匮乏等问题。农业领域的 ASR 系统经历了从传统的统计模型到深度学习演进，逐步提高真实环境下的识别准确率与鲁棒性。图 9 为 ASR 系统架构图。

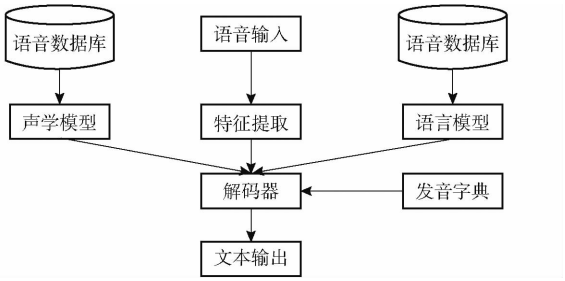


图 9　ASR 系统架构图

Fig. 9　ASR system architecture

早期的农业语音服务系统构建主要依赖于成熟的开源工具与经典的统计建模方法。DEKA 等[176]在为博多语开发电话语音查询系统时采用了 Sphinx 工具包，并基于隐马尔可夫模型(HMM)构建了三音素声学模型，为低资源语言的农业 ASR 应用提供了实践范例。在 HMM 框架下，研究者们通过一系列精细化的技术来提升模型性能。XU 等[177]采用上下文相关的三音素模型模拟协同发音现象，同时使用决策树状态聚类技术解决训练数据稀疏问题，并通过特征归一化方法改善系统在真实测试环境下的性能。YOGAPRIYA 等[178]使用 i-vector 方法构建农业价格查询系统，通过将语音特征映射到一个紧凑的低维空间，有效地抑制了信道和说话人差异带来的变化。

随着深度学习技术的发展，神经网络模型也在农业 ASR 领域广泛应用。YADAVA 等[179]在卡纳达语农业 ASR 系统研究中通过从 GMM-HMM 升级到子空间高斯混合模型和深度神经网络-隐马尔可夫模型，并结合新的噪声抑制算法提升系统准确率。在后续的研究中[180]进一步将声学模型升级为更先进的时间延迟神经网络(Time delay neural network, TDNN)，并结合改进的噪声消除算法，进一步降低真实农场环境下系统的词错误率(Word error rate, WER)。SAILOR 等[181]在古吉拉特语的农业 ASR 研究中同样应用了神经网络技术，不仅使用 TDNN 进行声学建模，还采用循环神经网络对传统的 N-gram 语言模型进行重排序，显著降低了 WER。

针对非洲等地区众多语言数据稀缺的“低资源”困境，JONES 等[182]对比并使用大型无监督预训练模型 XLS-R，仅需微调少量有标签的目标语言数据为斯瓦希里语、豪萨语等语言构建起高精度的 ASR 系统，在测试中分析应用需求以设计更适宜的农业干预政策。未来多种模型应用在 ASR 系统中以覆盖更多语言，构建出高精度、高鲁棒性且可扩展的 ASR 系统。

4.1.2　文本语音转换

TTS 是将书面文本信息自动转换成语音输出的综合性技术。在农业领域，TTS 技术能够使不识字或不便阅读的农民群体通过“听”的方式获取存储于数据库或网络上的农业知识与信息。通过集成在广播系统、呼叫中心或移动应用中，TTS 技术为农业知识的普及提供了低成本、广覆盖的途径。图 10 为 TTS 系统架构图。



图 10　TTS 系统架构图

Fig. 10　TTS system architecture

在农业知识的文语转换实践中，农业文本自身具有特殊的性质，针对农业知识文本中包含大量的专有词汇和一词多义现象，李鑫星等[183]引入语义检索技术，通过统计互信息等方法判断其与上下文的结合紧密程度，并利用农业知识本体库进行语义推理切分歧义字段，在查准率和查全率上均有提升。对于农业信息服务推广中的语言障碍问题，SANI 等[184]提出了一套多语言翻译与 TTS 结合的框架，满足不同地区农民的母语信息需求。

农业 TTS 系统在具体的应用过程中，学者们根据不同需求选择了相应的技术方案。ZHENG 等[185]开发纯软件 TTS 系统和微电子硬件设备，已成功应用于河北怀来县的广播站。在大型综合服务平台中，余德贵等[186]以 Web 服务的形式构建了语音专家系统，采用语音引擎，开发动态语音合成服务，为呼叫中心提供后台支持。在移动端，SANI 等[184]利用公共 API 和谷歌在线语音合成器提供便捷移动应用服务，共同推动了 TTS 技术在农业推广服务中的深度应用。但是农业领域的 TTS 技术相对滞后，未来需要聚焦于开发高效的轻量化模型，在计算资源有限的移动设备上进行实时部署。

4.2　农业信息服务与智能问答

目前，农民对于病虫害防治、市场价格、栽培技术等信息的需求日益增长，但传统的信息获取方式响应不及时、覆盖面有限[187]。尽管互联网提供了海量信息，但资源分散、信息专业性强，农民难以查找、筛选和理解[188]。为解决这一问题，提出交互式

语音应答(Interactive voice response, IVR)系统和智能聊天机器人(ChatBot),允许用户通过自然、便捷的语音对话提出问题,实时整合后台知识库和多源数据,提升了农业知识服务的交互效率。

4.2.1 交互式语音应答

IVR 系统利用电话网络,将语音识别、语音合成等技术与后台数据库相结合,为用户提供自动化信息服务。在农业领域,由于目标用户文化水平有限、不熟悉文本操作等情况,IVR 系统成为了重要的信息传递渠道,随时随地获取农业知识与服务。

早期的农业 IVR 系统交互死板,通过一系列预设问题引导用户,获取所需的信息。为解决这一问题,李桢等[189]设计了一个融合按键查询与关键词语音识别的混合式系统跳过冗长的菜单导航。MANTENA 等[190]设计的 MIS 系统通过引入置信度评分机制来优化交互流程,以减少不必要的确认环节。GAIKWAD 等[191]设计的 AGRO IVR 系统通过识别用户句子里的关键词在数据库中检索并播报极大提升 IVR 系统的交互效率。IVR 系统在落地农业领域时不仅需要技术改进,还需要契合用户的实际需求和使用习惯。RIAZ 等[192]在研究中通过实地用户调研设计 IVR 的菜单结构和信息流,同时根据实际测试对系统的不足进行评估。

随着互联网与数码产品的普及,IVR 系统已经逐渐被其他系统取代,但是对于相关技术和知识普及率不高的地区,IVR 系统本身或其交互方式仍有一定的参考价值,KOLHE 等[193]在早期构建的网页端智能诊断系统中,集成的 TTS 功能使得包括呼叫中心坐席在内的用户可以通过电话收听的方式,获取详细的诊断解释和管理建议。而 DONG 等[194]将 IVR 系统和农业专家系统整合为一个呼叫中心系统,同样解决了部分中国农民难以利用现有网络专家系统的问题。未来的农业领域信息服务系统也可提供类似服务。

4.2.2 聊天机器人

聊天机器人(Chatbot)是农业领域信息服务技术的进一步发展,允许用户通过自然语言直接提出问题,这种交互方式适合更广泛的用户群体。

农业聊天机器人的设计中融入语音交互技术可以大大降低使用门槛。JAIN 等[12]对 FarmChat 进行了用户研究,发现对于低文化水平的农民群体,语音交互技术的使用非常重要。LI 等[195]设计的 AgAsk 通过接收用户文本或语音提出的问题从海量的文献和研究报告中寻找并生成答案。ASWATHY 等[196]设计的 AGRIMART 直接连接农民与零售商,同时为农民提供病害检测功能。SHELKE 等[197]设计的 Agrobot 和 ABHISHEK 等[198]设计的 AgriTalk 都集成了 TTS 功能,服务非识字用户。ChatBot 中语音技术和多语言处理技术进一步扩大应用范围,Agrobot 和 AgriTalk 都为地方语言优化了模型,使得不同语言背景的农民都能从中受益。图 11 为 FarmChat 的系统示意图。

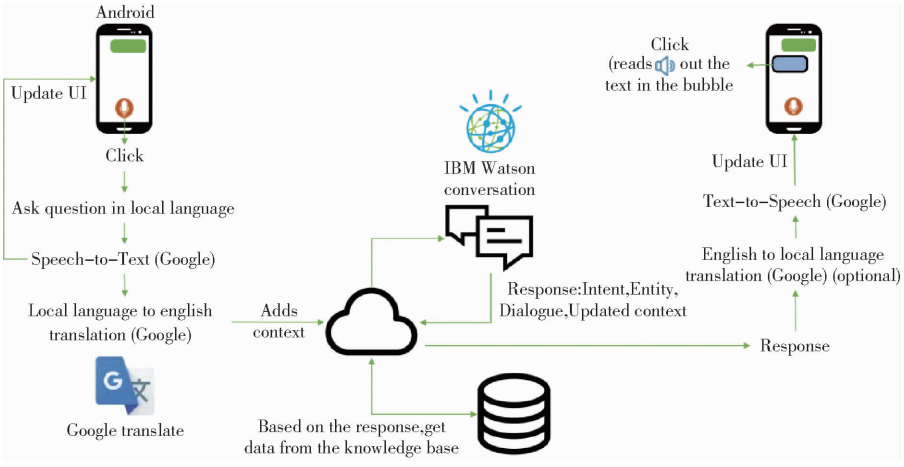


图 11 FarmChat 系统设计[12]

Fig. 11 System design of FarmChat[12]

在未来的农业 ChatBot 设计中加入语音交互技术也是一个重要的趋势,不管是作为主要交互方式还是辅助功能都能大大提升系统的可用性和包容性,一些农业 ChatBot[199-200]已将加入语音交互功能作为未来研究方向之一。未来的研究不仅需要持续优化语音识别和自然语言理解的能力,还应深化与图像识别以及物联网数据分析等技术的融合,赋能全球的农业生产者。

4.3 农机设备与系统语音控制

现代农业装备的自动化与智能化水平不断提升,但复杂的操作界面和控制方式,在颠簸、嘈杂的田间环境中,不仅降低了作业效率,也给操作人

员带来了极大的负担和安全隐患[174]。语音控制技术为解决这一问题提供了方案。它允许操作人员通过简单的语音指令直接控制设备，从而提升了操作的便捷性与安全性，推动农业装备向更智能的方向发展。

4.3.1　固定式农机系统与设备

语音控制技术应用在固定或半固定式农业设备，能够简化操作以提升工作效率与安全性。但设备运行时通常会产生持续性噪声，因此需在强噪声背景下保证语音识别的准确性。

在具体实践中，研究者们针对不同设备特性设计了相应的语音控制方案。左黎明等[11]为秸秆粉碎机设计了一套全面的语音控制系统，不仅能通过语音指令控制设备的启停和挡位切换，并通过主动降噪技术来优化嘈杂工作环境下的交互体验。在智能灌溉领域，李杰等[201]将语音识别与 PLC 控制器结合，通过上位机软件实现了对温室灌溉电机的语音远程控制。刘雪燕等[202]设计了包含手动、自动和语音 3 种控制模式的灌溉系统，改进语音识别算法，提升在室外噪声环境下的指令识别率。

4.3.2　移动式农机系统与设备

相较于固定设备，语音控制在可移动农业装备上的应用更为复杂，不仅需要管理设备自身的功能模块，还要频繁控制装备的移动状态，该应用模式显著降低了操作者在作业中的操作强度，专注于作业质量本身。

在收获机械方面，苏倩等[203]以嵌入式芯片为核心，利用英语语音指令精确控制水稻收割机的行驶速度、方向以及割台高度。对于更为灵活的采摘作业平台，HUANG 等[204]开发的自动导航采摘平台允许操作员通过语音指令控制平台的刹车、高阶平台的伸缩以及果箱的升降。在更精密的机器人控制中，戴增辉等[205]设计的水果采摘机器人，实现了对末端执行器的直接操控。在高度动态化的监测设备的研究中，马亚鸿[206]通过标准化的英文指令集，实现对无人机的飞行姿态和机载传感器的启动与切换进行实时语音控制，显著提升了田间监测的灵活性与响应速度。图 12 为语音识别控制系统流程图。

此外，YANG 等[207]设计了一个更通用的模块化农业机器人系统，在能够高精度地检测和识别不同的农产品的同时，集成语音识别模块以理解并响应操作员发出的特定语音指令。这种将视觉感知与语音控制相结合的方式，是未来可移动农机设备的发展方向之一。

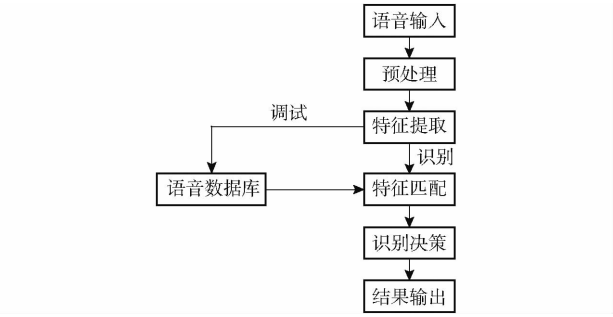


图 12　语音识别控制系统流程图[205]

Fig. 12　Voice recognition control system flowchart[205]

5　展望

（1）感知精度与环境鲁棒性

尽管音频信息技术在畜禽行为识别、健康监测及植物发声机制研究中已取得显著进展，但其在实际应用仍面临多重感知瓶颈：音频传感器接收范围受限，难以全面覆盖目标区域；养殖场、田间、温室等复杂环境中背景噪声干扰严重，易掩盖关键声学事件；声音事件多为弱信号，导致模型识别精度下降；现有模型在边缘设备上实时感知与推理能力有限，难以满足现场部署需求。因此，未来研究应聚焦于多源协同识别，结合自监督学习、动态特征增强机制与事件检测机制，构建低延迟、高精度的边缘部署模型，全面提升声音在复杂环境中的实时感知与智能识别能力。

（2）多模态协同与跨域知识迁移

单一模态下的声音特征在面对高度相似的行为或生理状态时仍存在识别歧义。未来研究亟需拓展“音频 + 图像 + 文本 + 环境”等多模态数据融合机制，充分挖掘不同感知模态的互补性。同时，针对动物种类、生长阶段与场景异构性，可引入领域自适应与跨域迁移学习技术，提升模型在不同物种、不同场景下的泛化能力，推动统一框架下的感知技术发展。

（3）开源数据构建与标准体系制定

当前研究中普遍存在音频数据难以获取、标注不一致、缺乏跨场景通用性的瓶颈。未来可从构建标准化、规模化的开放数据平台入手，涵盖多物种、多场景、多标签信息，同时配套统一的录音标准、事件注释与评价指标体系，推动农业音频数据在全球范围的共享、复现与迭代优化。此外，建议制定农业音频传感器布设、数据管理与隐私保护等规范，为音频信息技术工程化、标准化提供基础支撑。

（4）智能交互系统的产业与场景拓展

随着语音识别与语音合成等人工智能技术的持续演进，农业语音交互系统已逐步从信息查询辅助

工具转向任务驱动型智能体系统。未来研究应结合人机交互设计理念,开发面向特定场景(如养殖监控、温室控制、作物管护等)的语音控制系统与语音对话助手,增强系统的人机协同效率与易用性。同时,将语音技术与农机设备、无人平台深度融合,探索其在精准作业、远程运维与应急响应中的产业应用潜力,推动农业生产信息获取方式由被动监测向人机协同的主动交互模式升级。

参 考 文 献

[1] LI Y, YOU X, SUN X, et al. Dynamic assessment and pathway optimization of agricultural modernization in China under the sustainability framework: an empirical study based on dynamic QCA analysis[J]. Journal of Cleaner Production, 2024, 479: 144072.

[2] 李文伟, 郑永军, 杨圣慧, 等. 音频信息技术在禽畜养殖与果蔬种植中的应用研究进展[J]. 农业工程学报, 2024, 40(7): 34 – 49.
LI Wenwei, ZHENG Yongjun, YANG Shenghui, et al. Research progress on the application of audio technology in livestock breeding and fruit and vegetable planting[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(7): 34 – 49. (in Chinese)

[3] HUANG J, ZHANG T, CUAN K, et al. An intelligent method for detecting poultry eating behaviour based on vocalization signals[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021,180: 105884.

[4] COLLIAS N, JOOS M. The spectrographic analysis of sound signals of the domestic fowl[J]. Behaviour, 1953,5(3):175 – 188.

[5] LEE J, NOH B, JANG S, et al. Stress detection and classification of laying hens by sound analysis[J]. Asian-Australasian Journal of Animal Sciences, 2015,28(4): 592.

[6] XIE Y, WANG J, CHEN C, et al. Sound identification of abnormal pig vocalizations: enhancing livestock welfare monitoring on smart farms[J]. Information Processing & Management, 2024,61(4): 103770.

[7] DU X, LAO F, TENG G. A sound source localisation analytical method for monitoring the abnormal night vocalisations of poultry[J]. Sensors, 2018,18(9): 2906.

[8] ZWEIFEL R, ZEUGIN F. Ultrasonic acoustic emissions in drought-stressed trees-more than signals from cavitation? [J]. New Phytologist, 2008,179(4): 1070 – 1079.

[9] ALLISON R B. Development of bioacoustic nondestructive testing instruments for early detection of bark beetle infestation[C]// Proc. 20th International Symposium Nondestructive Testing and Evaluation of Wood, 2017: 264 – 269.

[10] ZHANG H, WU J, ZHAO Z, et al. Nondestructive firmness measurement of differently shaped pears with a dual-frequency index based on acoustic vibration[J]. Postharvest Biology and Technology, 2018,138: 11 – 18.

[11] 左黎明, 雍凯. 秸秆粉碎机智能控制的探索与研究[J]. 现代农业研究, 2024,30(3): 103 – 105.

[12] JAIN M, KUMAR P, BHANSALI I, et al. FarmChat: a conversational agent to answer farmer queries[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2018,2(4): 1 – 22.

[13] WU Y, LI X, MAO E, et al. Design and development of monitoring device for corn grain cleaning loss based on piezoelectric effect[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020,179: 105793.

[14] LIANG Z, LI Y, ZHAO Z, et al. Structure optimization of a grain impact piezoelectric sensor and its application for monitoring separation losses on tangential-axial combine harvesters[J]. Sensors, 2015,15(1): 1496 – 1517.

[15] MANKIN R W, JETTER E, ROHDE B, et al. Performance of a low-cost acoustic insect detector system with *Sitophilus oryzae* (Coleoptera: Curculionidae) in stored grain and *Tribolium castaneum* (Coleoptera: Tenebrionidae) in flour[J]. Journal of Economic Entomology, 2020,113(6): 3004 – 3010.

[16] ZHOU H, ZHU Q, NORTON T. Cough sound recognition in poultry using portable microphones for precision medication guidance[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025,237: 110541.

[17] SHANG Y, HE Q, HUANG S, et al. Inversion method for soil moisture content based on a distributed fiber optic acoustic sensing system[J]. Optics Express, 2023,31(23): 38878 – 38890.

[18] MARTÍNEZ R D, IZQUIERDO A, VILLACORTA J J, et al. Acoustic detection and localisation system for *Hylotrupes bajulus* L. larvae using a MEMS microphone array[J]. Applied Acoustics, 2023,213: 109618.

[19] 张慧, 吴杰. 基于声振信号的香梨内部早期褐变判别[J]. 农业工程学报, 2020,36(17): 264 – 271.
ZHANG Hui, WU Jie. Detection of early browning in pears using vibro-acoustic signals[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(17): 264 – 271. (in Chinese)

[20] 邹小波, 张俊俊, 黄晓玮, 等. 基于音频和近红外光谱融合技术的西瓜成熟度判别[J]. 农业工程学报, 2019,35(9): 301 – 307.
ZOU Xiaobo, ZHANG Junjun, HUANG Xiaowei, et al. Distinguishing watermelon maturity based on acoustic characteristics and near infrared spectroscopy fusion technology[J]. Transactions of the CSAE, 2019,35(9): 301 – 307. (in Chinese)

[21] 康俊琪, 肖德琴, 刘又夫, 等. 基于梅尔谱图和改进 ResNet34 模型的鸭蛋裂纹识别算法[J]. 华中农业大学学报, 2023,42(3): 115 – 122.

KANG Junqi, XIAO Deqin, LIU Youfu, et al. Identification algorithm of duck-egg shell crack based on MEL spectrum and improved ResNet34 model[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2023,42(3): 115 – 122. (in Chinese)

[22] KERTÉSZ I, ZSOM-MUHA V, ANDRÁS R, et al. Development of a novel acoustic spectroscopy method for detection of eggshell cracks[J]. Molecules, 2021,26(15): 4693.

[23] SUN L, FENG S, CHEN C, et al. Identification of eggshell crack for hen egg and duck egg using correlation analysis based on acoustic resonance method[J]. Journal of Food Process Engineering, 2020,43(8): e13430.

[24] UPADHYAY N, KARMAKAR A. Spectral subtractive-type algorithms for enhancement of noisy speech: an integrative review [J]. International Journal of Image, Graphics and Signal Processing, 2013,5(11): 13.

[25] 杜晓冬，滕光辉. 蛋鸡声音信号去噪方法对比分析[J]. 农业机械学报，2017,48(12): 327 – 333.
DU Xiaodong, TENG Guanghui. Improved de-noising method of laying hens' vocalization[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(12): 327 – 333. (in Chinese)

[26] BOLL S. Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2003,27(2): 113 – 120.

[27] DRGAS S. A survey on low-latency DNN-based speech enhancement[J]. Sensors, 2023,23(3): 1380.

[28] MAHDAVIAN A, MINAEI S, YANG C, et al. Ability evaluation of a voice activity detection algorithm in bioacoustics: a case study on poultry calls[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020,168: 105100.

[29] 余礼根，杜天天，于沁杨，等. 基于多特征融合的蛋鸡发声识别方法研究[J]. 农业机械学报，2022,53(3): 259 – 265.
YU Ligen, DU Tiantian, YU Qinyang, et al. Recognition method of laying hens' vocalizations based on multi-feature fusion [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(3): 259 – 265. (in Chinese)

[30] PURWINS H, LI B, VIRTANEN T, et al. Deep learning for audio signal processing[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2019,13(2): 206 – 219.

[31] LIU L, NI J, LI Y, et al. Assessment of heat stress in turkeys using animal vocalization analysis[C]//2018 ASABE Annual International Meeting: American Society of Agricultural and Biological Engineers, 2018.

[32] 余礼根，李长缨，陈立平，等. 番茄声发射信号功率谱特征分析[J]. 农业机械学报，2017,48(10): 189 – 194.
YU Ligen, LI Changying, CHEN Liping, et al. Power spectrum characteristics analysis for acoustic emissions signal of tomato [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(10): 189 – 194. (in Chinese)

[33] NEETHIRAJAN S. Vocalization patterns in laying hens-an analysis of stress-induced audio responses[J]. bioRxiv, 2023: 2012 – 2023.

[34] 黄玮，冉启斌. 基于 DTW 距离的动物声音分类研究[J]. 智能计算机与应用，2020,10(5): 18 – 23.
HUANG Wei, RAN Qibin. Animal sound classification based on DTW distance[J]. Intelligent Computer and Applications, 2020,10(5): 18 – 23. (in Chinese)

[35] 董丽. 面向语音情感识别的融合特征分析与分类方法研究[D]. 重庆：重庆大学，2021.
DONG Li. Research on fusion feature analysis and classification method for speech emotion recognition[D]. Chongqing: Chongqing University, 2021. (in Chinese)

[36] YUN S, YOO C D. Loss-scaled large-margin Gaussian mixture models for speech emotion classification[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2011,20(2): 585 – 598.

[37] 伍文霞. 基于机器学习的异常声源识别与定位研究[D]. 贵阳：贵州大学，2023.

[38] ALZUBAIDI L, ZHANG J, HUMAIDI A J, et al. Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions[J]. Journal of big Data, 2021,8(1): 53.

[39] SHERSTINSKY A. Fundamentals of recurrent neural network (RNN) and long short-term memory (LSTM) network[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 2020,404: 132306.

[40] HAN K, XIAO A, WU E, et al. Transformer in transformer[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2021, 34: 15908 – 15919.

[41] PFLEGER N. Context based multimodal fusion[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Multimodal Interfaces, 2004: 265 – 272.

[42] 童娜. 次声的特点及其应用[J]. 声学技术，2003(3): 199 – 202.
TOGN Na. Features and applications of infrasound[J]. Technical Acoustics, 2003(3): 199 – 202. (in Chinese)

[43] KHAIT I, LEWIN-EPSTEIN O, SHARON R, et al. Sounds emitted by plants under stress are airborne and informative[J]. Cell, 2023,186(7): 1328 – 1336.

[44] DESAI D, MEHENDALE N. A review on sound source localization systems[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022,29(7): 4631 – 4642.

[45] LI G, XIONG Y, DU Q, et al. Classifying ingestive behavior of dairy cows via automatic sound recognition[J]. Sensors, 2021,21(15): 5231.

[46] SHORTEN P R. Acoustic sensors for detecting cow behaviour[J]. Smart Agricultural Technology, 2023,3: 100071.

[47] YU Y, ZHU W, MA X, et al. Recognition of sheep feeding behavior in sheepfolds using fusion spectrogram depth features and

acoustic features[J]. Animals, 2024,14(22): 3267.
[48] DUAN G, ZHANG S, LU M, et al. Short-term feeding behaviour sound classification method for sheep using LSTM networks [J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2021,14(2): 43 - 54.
[49] YEON S C, JEON J H, HOUPT K A, et al. Acoustic features of vocalizations of Korean native cows (*Bos taurus coreanea*) in two different conditions[J]. Applied Animal Behaviour Science, 2006,101(1 - 2): 1 - 9.
[50] CHUNG Y, LEE J, OH S, et al. Automatic detection of cow's oestrus in audio surveillance system[J]. Asian-Australasian Journal of Animal Sciences, 2013,26(7): 1030.
[51] WANG Y, LI S, ZHANG H, et al. A lightweight CNN-based model for early warning in sow oestrus sound monitoring[J]. Ecological Informatics, 2022,72: 101863.
[52] WANG J, CHEN H, WANG J, et al. Identification of oestrus cows based on vocalisation characteristics and machine learning technique using a dual-channel-equipped acoustic tag[J]. Animal, 2023,17(6): 100811.
[53] CAO Y, YIN Z, DUAN Y, et al. Research on improved sound recognition model for oestrus detection in sows[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025,231: 109975.
[54] 闫丽, 邵庆, 吴晓梅, 等. 基于偏度聚类的哺乳期母猪声音特征提取与分类识别[J]. 农业机械学报, 2016,47(5): 300 - 306.
YAN Li, SHAO Qing, WU Xiaomei, et al. Feature extraction and classification based on skewness clustering algorithm for lactating sow[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(5): 300 - 306. (in Chinese)
[55] 杜晓冬, 滕光辉, 刘慕霖, 等. 基于轻量级卷积神经网络的种鸡发声识别方法[J]. 农业机械学报, 2021,53(10): 271 - 276.
DU Xiaodong, TENG Guanghui, LIU Mulin, et al. Recognition method of breeding birds' vocalization based on lightweight convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,53(10): 271 - 276. (in Chinese)
[56] 李泊, 陈天明, 朱佳颖. 改进 AVSlowFast 音视频融合模型对哺乳期母猪关键行为的识别[J]. 农业工程学报,2024, 40(7):182 - 190.
LI Bo, CHEN Tianming, ZHU Jiaying. Behavior recognition of lactating sows using improved AVSlowFast audio-video fusionmodel[J]. Transactions of the CSAE,2024,40(7):182 - 190. (in Chinese)
[57] 杜晓冬, 滕光辉, 王朝元, 等. 基于声谱图纹理特征的蛋鸡发声分类识别[J]. 农业机械学报, 2019,50(9): 215 - 220.
DU Xiaodong, TENG Guanghui, WANG Chaoyuan, et al. Classification and recognition of laying hens' vocalization based on texture features of spectrogram[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(9): 215 - 220. (in Chinese)
[58] GINOVART-PANISELLO G J, IRIONDO I, PANISELLO M T, et al. Acoustic detection of vaccine reactions in hens for assessing anti-inflammatory product efficacy[J]. Applied Sciences, 2024,14(5): 2156.
[59] GAVOJDIAN D, MINCU M, LAZEBNIK T, et al. BovineTalk: machine learning for vocalization analysis of dairy cattle under the negative affective state of isolation[J]. Frontiers in Veterinary Science, 2024,11: 1357109.
[60] DE CARVALHO SOSTER P, GRZYWALSKI T, HOU Y, et al. Automated detection of broiler vocalizations a machine learning approach for broiler chicken vocalization monitoring[J]. Poultry Science, 2025,104(5): 104962.
[61] MAO A, GIRAUDET C S, LIU K, et al. Automated identification of chicken distress vocalizations using deep learning models [J]. Journal of the Royal Society Interface, 2022,19(191): 20210921.
[62] LIAO J, LI H, FENG A, et al. Domestic pig sound classification based on TransformerCNN[J]. Applied Intelligence, 2023, 53(5): 4907 - 4923.
[63] BRIEFER E F, SYPHERD C C, LINHART P, et al. Classification of pig calls produced from birth to slaughter according to their emotional valence and context of production[J]. Scientific Reports, 2022,12(1): 3409.
[64] LLONCH P, MAINAU E, IPHARRAGUERRE I R, et al. Chicken or the egg: the reciprocal association between feeding behavior and animal welfare and their impact on productivity in dairy cows[J]. Frontiers in Veterinary Science, 2018,5: 305.
[65] FORBES T. Researching the plant-animal interface: the investigation of ingestive behavior in grazing animals[J]. Journal of Animal Science, 1988,66(9): 2369 - 2379.
[66] MILONE D H, RUFINER H L, GALLI J R, et al. Computational method for segmentation and classification of ingestive sounds in sheep[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009,65(2): 228 - 237.
[67] CARPENTIER L, VRANKEN E, BERCKMANS D, et al. Development of sound-based poultry health monitoring tool for automated sneeze detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019,162: 573 - 581.
[68] DENIZ N N, CHELOTTI J O, GALLI J R, et al. Embedded system for real-time monitoring of foraging behavior of grazing cattle using acoustic signals[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017,138: 167 - 174.
[69] FERRERO M, CHELOTTI J O, MARTINEZ-RAU L S, et al. A multi-head deep fusion model for recognition of cattle foraging events using sound and movement signals[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025,157: 111372.
[70] GALLI J R, CANGIANO C A, PECE M A, et al. Monitoring and assessment of ingestive chewing sounds for prediction of herbage intake rate in grazing cattle[J]. Animal, 2018,12(5): 973 - 982.

[71] AYDIN A, BAHR C, VIAZZI S, et al. A novel method to automatically measure the feed intake of broiler chickens by sound technology[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014,101: 17 – 23.

[72] AYDIN A, BAHR C, BERCKMANS D. A real-time monitoring tool to automatically measure the feed intakes of multiple broiler chickens by sound analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015,114: 1 – 6.

[73] AYDIN A, BERCKMANS D. Using sound technology to automatically detect the short-term feeding behaviours of broiler chickens[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016,121: 25 – 31.

[74] SHENG H, ZHANG S, ZUO L, et al. Construction of sheep forage intake estimation models based on sound analysis[J]. Biosystems Engineering, 2020,192: 144 – 158.

[75] LUCY M C, MCDOUGALL S, NATION D P. The use of hormonal treatments to improve the reproductive performance of lactating dairy cows in feedlot or pasture-based management systems[J]. Animal Reproduction Science, 2004,82: 495 – 512.

[76] ROELOFS J, LOPEZ-GATIUS F, HUNTER R, et al. When is a cow in estrus? Clinical and practical aspects[J]. Theriogenology, 2010,74(3): 327 – 344.

[77] SAINT DIZIER M, CHASTANT MAILLARD S. Towards an automated detection of oestrus in dairy cattle[J]. Reproduction in Domestic Animals, 2012,47(6): 1056 – 1061.

[78] AT-TARAS E E, SPAHR S L. Detection and characterization of estrus in dairy cattle with an electronic heatmount detector and an electronic activity tag[J]. Journal of Dairy Science, 2001,84(4): 792 – 798.

[79] DRESCHEL S, SCHÖN P C, KANITZ W, et al. Vocalization of dairy cattle during the oestrous cycle in two different housing systems[J]. Züchtungskunde, 2014, 86(3): 157 – 169.

[80] RÖTTGEN V, BECKER F, TUCHSCHERER A, et al. Vocalization as an indicator of estrus climax in Holstein heifers during natural estrus and superovulation[J]. Journal of Dairy Science, 2018,101(3): 2383 – 2394.

[81] TOUSIOS D. Computer vision for resource optimisation in dairy cows drinking and backyard chickens nesting behaviour[D]. Häme University of Applied Sciences,2025.

[82] 余礼根, 滕光辉, 李保明, 等. 蛋鸡发声音频数据库的构建与应用[J]. 农业工程学报, 2013,28(24): 150 – 156.
YU Ligen, TENG Guanghui, LI Baoming, et al. Development and application of audio database for laying hens[J]. Transactions of the CSAE, 2012,28(24): 150 – 156. (in Chinese)

[83] 宗超, 曹晏飞, 曹孟冰, 等. 笼养和栖架养殖模式下蛋鸡的发声特征[J]. 农业工程学报, 2021,37(6): 135 – 141.
ZONG Chao, CAO Yanfei, CAO Mengbing, et al. Vocalization characteristics of laying hens under cage and perch systems[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(6): 135 – 141. (in Chinese)

[84] 曹晏飞, 陈红茜, 滕光辉, 等. 基于功率谱密度的蛋鸡声音检测方法[J]. 农业机械学报, 2015,46(2): 276 – 280, 300.
CAO Yanfei, CHEN Hongqian, TENG Guanghui, et al. Detection of laying hens vocalization based on power spectral density[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(2): 276 – 280, 300. (in Chinese)

[85] 余礼根, 滕光辉, 李保明, 等. 栖架养殖模式下蛋鸡发声分类识别[J]. 农业机械学报, 2013,44(9): 236 – 242.
YU Ligen, TENG Guanghui, LI Baoming, et al. Classification methods of vocalization for laying hens in perch system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013,44(9): 236 – 242. (in Chinese)

[86] 衡一帆, 盛哲雅, 严煜, 等. 基于改进 MobileNetV3 的笼养蛋鸡声音分类识别方法[J]. 农业机械学报, 2025,56(4): 427 – 435.
HENG Yifan, SHENG Zheya, YAN Yu, et al. Method for sound classification and recognition for caged laying hens based on improved MobileNetV3[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(4): 427 – 435. (in Chinese)

[87] VAN DEN HEUVEL H, YOUSSEF A, GRAT L M, et al. Quantifying the effect of an acute stressor in laying hens using thermographic imaging and vocalisations[J]. bioRxiv, 2022: 2022 – 2027.

[88] OLCZAK K, PENAR W, NOWICKI J, et al. The role of sound in livestock farming—selected aspects[J]. Animals, 2023, 13(14): 2307.

[89] ROY R C, ROY S. Swine communication[M]// Encyclopedia of animal cognition and behavior. Springer, 2019:1 – 6.

[90] PAPAGEORGIOU M, SIMITZIS P E. Positive welfare indicators in dairy animals[J]. Dairy, 2022,3(4): 814 – 841.

[91] NEETHIRAJAN S. From predictive analytics to emotional recognition—the evolving landscape of cognitive computing in animal welfare[J]. International Journal of Cognitive Computing in Engineering, 2024,5: 123 – 131.

[92] CHEOK A, CAI J, YAN Y. Deciphering avian emotions: a novel ai and machine learning approach to understanding chicken vocalizations[EB/OL]. Research Square, 2023 – 06 – 09. https://www.researchsquare.com/article/rs-3034567/v1.

[93] MANIKANDAN V, NEETHIRAJAN S. AI-powered vocalization analysis in poultry: systematic review of health, behavior, and welfare monitoring[J]. Sensors, 2025,25(13): 4058.

[94] MUSHTAQ M, PASHA T N, AKRAM M, et al. Growth performance, carcass traits and serum mineral chemistry as affected by dietary sodium and sodium salts fed to broiler chickens reared under phase feeding system[J]. Asian-Australasian Journal of Animal Sciences, 2013,26(12): 1742.

[95] FERRARI S, COSTA A, GUARINO M. Heat stress assessment by swine related vocalizations[J]. Livestock Science, 2013,

151(1): 29 – 34.

[96] MOURA D J D, NÄÄS I D A, ALVES E C D S, et al. Noise analysis to evaluate chick thermal comfort[J]. Scientia Agricola, 2008,65: 438 – 443.

[97] DU X, CARPENTIER L, TENG G, et al. Assessment of laying hens' thermal comfort using sound technology[J]. Sensors, 2020,20(2): 473.

[98] GINOVART-PANISELLO G J, IRIONDO I, MONJO T P, et al. Acoustic detection of the effects of prolonged fasting on newly hatched broiler chickens[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024,219: 108763.

[99] NEETHIRAJAN S. Decoding vocal indicators of stress in laying hens: a CNN – MFCC deep learning framework[J]. Smart Agricultural Technology, 2025,11: 101056.

[100] CHLOUPEK P, VOSLÁŘOVÁ E, CHLOUPEK J, et al. Stress in broiler chickens due to acute noise exposure[J]. Acta Veterinaria Brno, 2009,78(1): 93 – 98.

[101] ZHAO S, CUI W, YIN G, et al. Effects of different auditory environments on behavior, learning ability, and fearfulness in 4-week-old laying hen chicks[J]. Animals, 2023,13(19): 3022.

[102] EDGAR J L, LOWE J C, PAUL E S, et al. Avian maternal response to chick distress[J]. Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences, 2011,278(1721): 3129 – 3134.

[103] CORDEIRO A F D S, NÄÄS I D A, OLIVEIRA S R, et al. Understanding vocalization might help to assess stressful conditions in piglets[J]. Animals, 2013,3(3): 923 – 934.

[104] DA SILVA J P, DE ALENCAR NÄÄS I, ABE J M, et al. Classification of piglet (*Sus Scrofa*) stress conditions using vocalization pattern and applying paraconsistent logic Eτ[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019,166: 105020.

[105] LEV-RON T, YITZHAKY Y, HALACHMI I, et al. Classifying vocal responses of broilers to environmental stressors via artificial neural network[J]. Animal, 2025,19(1): 101378.

[106] VAN HIRTUM A, BERCKMANS D. Fuzzy approach for improved recognition of citric acid induced piglet coughing from continuous registration[J]. Journal of Sound and Vibration, 2003,266(3): 677 – 686.

[107] GUARINO M, JANS P, COSTA A, et al. Field test of algorithm for automatic cough detection in pig houses[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008,62(1): 22 – 28.

[108] EXADAKTYLOS V, SILVA M, AERTS J, et al. Real-time recognition of sick pig cough sounds[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008,63(2): 207 – 214.

[109] SHEN W, JI N, YIN Y, et al. Fusion of acoustic and deep features for pig cough sound recognition[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022,197: 106994.

[110] JI N, SHEN W, YIN Y, et al. Investigation of acoustic and visual features for pig cough classification[J]. Biosystems Engineering, 2022,219: 281 – 293.

[111] YIN Y, JI N, WANG X, et al. An investigation of fusion strategies for boosting pig cough sound recognition[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023,205: 107645.

[112] 沈明霞, 王梦雨, 刘龙申, 等. 基于深度神经网络的猪咳嗽声识别方法[J]. 农业机械学报, 2022,53(5): 257 – 266.
SHEN Mingxia, WANG Mengyu, LIU Longshen, et al. Recognition method of pig cough based on deep neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(5): 257 – 266. (in Chinese)

[113] 黎煊, 赵建, 高云, 等. 基于连续语音识别技术的猪连续咳嗽声识别[J]. 农业工程学报, 2019,35(6): 174 – 180.
LI Xuan, ZHAO Jian, GAO Yun, et al. Pig continuous cough sound recognition based on continuous speech recognition technology[J]. Transactions of the CSAE, 2019,35(6): 174 – 180. (in Chinese)

[114] 黎煊, 赵建, 高云, 等. 基于深度信念网络的猪咳嗽声识别[J]. 农业机械学报, 2018,49(3): 179 – 186.
LI Xuan, ZHAO Jian, GAO Yun, et al. Recognition of pig cough sound based on deep belief nets[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(3): 179 – 186. (in Chinese)

[115] SONG H, ZHAO B, HU J, et al. Research on improved DenseNets pig cough sound recognition model based on SENets[J]. Electronics, 2022,11(21): 3562.

[116] HESEKER P, BERGMANN T, SCHEUMANN M, et al. Detecting tail biters by monitoring pig screams in weaning pigs[J]. Scientific reports, 2024,14(1): 4523.

[117] RIZWAN M, CARROLL B T, ANDERSON D V, et al. Identifying rale sounds in chickens using audio signals for early disease detection in poultry[C]//2016 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP), 2016: 55 – 59.

[118] 秦伏亮, 沈明霞, 刘龙申, 等. 基于音频信息技术的白羽肉鸡咳嗽识别算法研究[J]. 南京农业大学学报, 2020, 43(2): 372 – 378.
QIN Fuliang, SHEN Mingxia, LIU Longshen, et al. Study on recognition algorithm of white feather broiler cough based on audio technology[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2020,43(2): 372 – 378. (in Chinese)

[119] VANDERMEULEN J, BAHR C, JOHNSTON D, et al. Early recognition of bovine respiratory disease in calves using automated continuous monitoring of cough sounds[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016,129: 15 – 26.

[120] CARPENTIER L, BERCKMANS D, YOUSSEF A, et al. Automatic cough detection for bovine respiratory disease in a calf house[J]. Biosystems Engineering, 2018,173: 45 – 56.

[121] 宣传忠, 武佩, 张丽娜, 等. 羊咳嗽声的特征参数提取与识别方法[J]. 农业机械学报, 2016,47(3): 342 – 348.
XUAN Chuanzhong, WU Pei, ZHANG Li'na, et al. Feature parameters extraction and recognition method of sheep cough sound[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(3): 342 – 348. (in Chinese)

[122] CARROLL B T, ANDERSON D V, DALEY W, et al. Detecting symptoms of diseases in poultry through audio signal processing[C]//2014 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP), 2014: 1132 – 1135.

[123] WHITAKER B M, CARROLL B T, DALEY W, et al. Sparse decomposition of audio spectrograms for automated disease detection in chickens[C]//2014 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP), 2014: 1122 – 1126.

[124] MAHDAVIAN A, MINAEI S, MARCHETTO P M, et al. Acoustic features of vocalization signal in poultry health monitoring [J]. Applied Acoustics, 2021,175: 107756.

[125] 张铁民, 黄俊端. 基于音频特征和模糊神经网络的禽流感病鸡检测[J]. 农业工程学报, 2019,35(2): 168 – 174.
ZHANG Tiemin, HUANG Junduan. Detection of chicken infected with avian influenza based on audio features and fuzzy neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2019,35(2): 168 – 174. (in Chinese)

[126] HUANG J, WANG W, ZHANG T. Method for detecting avian influenza disease of chickens based on sound analysis[J]. Biosystems Engineering, 2019,180: 16 – 24.

[127] CUAN K, ZHANG T, HUANG J, et al. Detection of avian influenza-infected chickens based on a chicken sound convolutional neural network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020,178: 105688.

[128] CUAN K, ZHANG T, LI Z, et al. Automatic newcastle disease detection using sound technology and deep learning method [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022,194: 106740.

[129] VOLKMANN N, KULIG B, HOPPE S, et al. On-farm detection of claw lesions in dairy cows based on acoustic analyses and machine learning[J]. Journal of Dairy Science, 2021,104(5): 5921 – 5931.

[130] BANAKAR A, SADEGHI M, SHUSHTARI A. An intelligent device for diagnosing avian diseases: newcastle, infectious bronchitis, avian influenza[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016,127: 744 – 753.

[131] CHUNG Y, OH S, LEE J, et al. Automatic detection and recognition of pig wasting diseases using sound data in audio surveillance systems[J]. Sensors, 2013,13(10): 12929 – 12942.

[132] XU R, CHANG C. Deep learning-based poultry health diagnosis: detecting abnormal feces and analyzing vocalizations[C]// 2024 10th International Conference on Applied System Innovation (ICASI), 2024: 55 – 57.

[133] ADEBAYO S, AWORINDE H O, AKINWUNMI A O, et al. Enhancing poultry health management through machine learning-based analysis of vocalization signals dataset[J]. Data in Brief, 2023,50: 109528.

[134] 朱浩冰, 郭东辉. 声纹识别系统原理及其关键技术[J]. 计算机安全, 2007(9): 14 – 17.
ZHU Haobing, GUO Donghui. Principles and key technologies of voiceprint recognition system[J]. Computer Security, 2007 (9): 14 – 17. (in Chinese)

[135] 郑方, 李蓝天, 张慧, 等. 声纹识别技术及其应用现状[J]. 信息安全研究, 2016,2(1): 44 – 57.
ZHENG Fang, LI Lantian, ZHANG Hui, et al. Overview of voiceprint recognition technology and applications[J]. Journal of Information Security Research, 2016,2(1): 44 – 57. (in Chinese)

[136] 侯卫民, 孙艺菲, 刘峻滔. 基于 ERes – ECAM 的动物声纹识别[J]. 无线电通信技术, 2024,50(4): 789 – 798.
HOU Weimin, SUN Yifei, LIU Juntao. Animal voiceprint recognition based on ERes – ECAM[J]. Radio Communications Technology, 2024,50(4): 789 – 798. (in Chinese)

[137] 王文浩. 育肥猪声纹识别研究[D]. 太谷: 山西农业大学, 2022.
WANG Wenhao. Research on voiceprint recognition of fattenting pigs[D]. Taigu: Shanxi Agricultural University, 2022. (in Chinese)

[138] WANG Y, SUN W, CAO S, et al. Cow estrus status identification and individual identification system based on voiceprint data[C]//2023 IEEE International Conference on Electrical, Automation and Computer Engineering (ICEACE), 2023: 1219 – 1223.

[139] WANG X, WANG D, DAI W, et al. A multi-scale temporal feature fusion framework for sheep voiceprint recognition[J]. Smart Agricultural Technology, 2025,12: 101061.

[140] SMEELE S Q, SENAR J C, APLIN L M, et al. Evidence for vocal signatures and voice-prints in a wild parrot[J]. Royal Society Open Science, 2023,10(10): 230835.

[141] MITANI M. Voiceprint identification and its application to sociological studies of wild Japanese monkeys (*Macaca fuscata yakui*)[J]. Primates, 1986,27(4): 397 – 412.

[142] 李江丽, 田建艳, 张苏楠. 生猪咳嗽声识别与定位方法的研究[J]. 黑龙江畜牧兽医, 2020(14): 36 – 41.
LI Jiangli, TIAN Jianyan, ZHANG Sunan. Research on recognition and localization methods of pig coughing sounds[J]. Heilongjiang Animal Science and Veterinary Medicine, 2020(14): 36 – 41. (in Chinese)

[143] GASPAR T, FRANCK T, BISBIS B, et al. Concepts in plant stress physiology. Application to plant tissue cultures[J]. Plant Growth Regulation, 2002,37(3): 263 – 285.

[144] WAQAS M, VAN DER STRAETEN D, GEILFUS C. Plants 'cry' for help through acoustic signals[J]. Trends in Plant Science, 2023,28(9): 984 – 986.

[145] NARDINI A, COCHARD H, MAYR S. Talk is cheap: rediscovering sounds made by plants[J]. Trends in Plant Science, 2024,29(6): 662 – 667.

[146] SCHULLER B W, AKMAN A, CHANG Y, et al. Ecology & computer audition: applications of audio technology to monitor organisms and environment[J]. Heliyon, 2024,10(1):e23142.

[147] HOU T Z, LUAN J Y, WANG J Y, et al. Experimental evidence of a plant meridian system iii: the sound characteristics of phylodendron (Alocasia) and effects of acupuncture on those properties[J]. The American Journal of Chinese Medicine, 1994,22(03n04): 205 – 214.

[148] PANDEY P, IRULAPPAN V, BAGAVATHIANNAN M V, et al. Impact of combined abiotic and biotic stresses on plant growth and avenues for crop improvement by exploiting physio-morphological traits[J]. Frontiers in Plant Science, 2017,8: 537.

[149] COCHARD H, BADEL E, HERBETTE S, et al. Methods for measuring plant vulnerability to cavitation: a critical review [J]. Journal of Experimental Botany, 2013,64(15): 4779 – 4791.

[150] De ROO L, VERGEYNST L L, DE BAERDEMAEKER N J, et al. Acoustic emissions to measure drought-induced cavitation in plants[J]. Applied Sciences, 2016,6(3): 71.

[151] KHAIT I, LEWIN-EPSTEIN O, SHARON R, et al. Plants emit informative airborne sounds under stress[J]. Biorxiv, 2018: 507590.

[152] OLETIC D, ROSNER S, ZOVKO M, et al. Time-frequency features of grapevine's xylem acoustic emissions for detection of drought stress[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020,178: 105797.

[153] 杜春雨, 燕翔, 郭畅, 等. 0 dB 超静音人居实验室在植物声学研究中的应用[C]//第十八届全国噪声与振动控制工程学术会议, 2025.
DU Chunyu, YAN Xiang, GUO Chang, et al. The 0 dB ultra-quiet residential laboratory and its applications in plant acoustic research[C]//Proceedings of the 18th National Conference on Noise and Vibration Control Engineering, 2025. (in Chinese)

[154] KIKUTA S B. Ultrasound acoustic emissions from bark samples differing in anatomical characteristics[J]. Phyton (Horn), 2003, 43(1): 161 – 178.

[155] KIKUTA S B, RICHTER H. Ultrasound acoustic emissions from freezing xylem[J]. Plant, Cell & Environment, 2003, 26(3): 383 – 388.

[156] MAYR S, ZUBLASING V. Ultrasonic emissions from conifer xylem exposed to repeated freezing[J]. Journal of Plant Physiology, 2010,167(1): 34 – 40.

[157] CHARRIER G, PRAMSOHLER M, CHARRA VASKOU K, et al. Ultrasonic emissions during ice nucleation and propagation in plant xylem[J]. New Phytologist, 2015,207(3): 570 – 578.

[158] KASUGA J, CHARRIER G, UEMURA M, et al. Characteristics of ultrasonic acoustic emissions from walnut branches during freeze-thaw-induced embolism formation[J]. Journal of Experimental Botany, 2015,66(7): 1965 – 1975.

[159] KURODA K. Monitoring of xylem embolism and dysfunction by the acoustic emission technique in *Pinus thunbergii* inoculated with the pine wood nematode *Bursaphelenchus xylophilus*[J]. Journal of Forest Research, 2012,17(1): 58 – 64.

[160] DEMEY M L, MISHRA R C, VAN DER STRAETEN D. Sound perception in plants: from ecological significance to molecular understanding[J]. Trends in Plant Science, 2023,28(7): 825 – 840.

[161] TYAGI A, ALI S, PARK S, et al. Deciphering the role of mechanosensitive channels in plant root biology: perception, signaling, and adaptive responses[J]. Planta, 2023,258(6): 105.

[162] HASSANIEN R H. Advances in effects of sound waves on plants[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2014,13(2): 335 – 348.

[163] GAGLIANO M, MANCUSO S, ROBERT D. Towards understanding plant bioacoustics[J]. Trends in Plant Science, 2012, 17(6): 323 – 325.

[164] JEONG M, SHIM C, LEE J, et al. Plant gene responses to frequency-specific sound signals[J]. Molecular Breeding, 2008, 21(2): 217 – 226.

[165] GHOSH R, MISHRA R C, CHOI B, et al. Exposure to sound vibrations lead to transcriptomic, proteomic and hormonal changes in Arabidopsis[J]. Scientific Reports, 2016,6(1): 33370.

[166] CHOI B, GHOSH R, GURURANI M A, et al. Positive regulatory role of sound vibration treatment in *Arabidopsis thaliana* against *Botrytis cinerea* infection[J]. Scientific Reports, 2017,7(1): 2527.

[167] JUNG J, KIM S, KIM J Y, et al. Beyond chemical triggers: evidence for sound-evoked physiological reactions in plants[J]. Frontiers in Plant Science, 2018,9: 25.

[168] 孟庆午, 周清, 郑劭婧, 等. 植物声频控制技术对番茄生长性状、叶绿素及内源激素影响的研究[J]. 湖北农业科学, 2012,51(8): 1591 – 1595.
MENG Qingwu, ZHOU Qing, ZHENG Shaojing, et al. Effects of plant acoustic frequency technology on the growth traits,

chlorophyll content and endogenous hormones of *Lycopersicon esculentum*[J]. Hubei Agricultural Sciences, 2012, 51(8): 1591 – 1595. (in Chinese)

[169] GAGLIANO M, GRIMONPREZ M, DEPCZYNSKI M, et al. Tuned in: plant roots use sound to locate water[J]. Oecologia, 2017,184(1): 151 – 160.

[170] BHANDAWAT A, JAYASWALL K, SHARMA H, et al. Sound as a stimulus in associative learning for heat stress in Arabidopsis[J]. Communicative & Integrative Biology, 2020,13(1): 1 – 5.

[171] 侯天侦, 李保明, 王明亮, 等. 植物声频控制技术对棉花生产的影响[J]. 农业工程学报, 2010,26(6): 170 – 174.
HOU Tianzhen, LI Baoming, WANG Mingliang, et al. Influence of acoustic frequency technology on cotton production[J]. Transactions of the CSAE, 2010,26(6):170 – 174. (in Chinese)

[173] SWETHA P, SRILATHA J. Applications of speech recognition in the agriculture sector: a review[J]. ECS Transactions, 2022,107(1): 19377.

[174] 刘继展, 侯广宇. 语音技术在农业智能化中的应用展望[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2021,42(5): 540 – 545.
LIU Jizhan, HOU Guangyu. Application prospect of voice technology in agricultural intelligence[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2021,42(5): 540 – 545. (in Chinese)

[175] LI X, MA D, YIN B. Advance research in agricultural text-to-speech: the word segmentation of analytic language and the deep learning-based end-to-end system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021,180: 105908.

[176] DEKA A, DEKA M K. Speaker independent speech based telephony service for agro service using asterisk and sphinx 3[J]. International Journal of Computer Science and Engineering, 2016,4: 47 – 52.

[177] XU J, ZHU Y, XU P, et al. Agricultural price information acquisition using noise-robust Mandarin auto speech recognition [J]. International Journal of Speech Technology, 2018,21(3): 681 – 688.

[178] YOGAPRIYA S, SHANMUGAPRIYA P. Speech based access for agricultural commodity prices in tamil[J]. International Journal for Science Technology and Engineering, 2018,4(7): 75 – 81.

[179] YADAVA T, JAYANNA H S. Enhancements in automatic Kannada speech recognition system by background noise elimination and alternate acoustic modelling[J]. International Journal of Speech Technology, 2020,23(1): 149 – 167.

[180] YADAVA T, NAGARAJA B G, JAYANNA H S. Improvements in ASR system to access the real-time agricultural commodity prices and weather information in Kannada language/dialects[J]. Multimedia Tools and Applications, 2024,83(2): 4195 – 4217.

[181] SAILOR H B, PATIL H A. Neural networks-based automatic speech recognition for agricultural commodity in Gujarati Language[C]//6th Workshop on Spoken Language Technologies for Under-Resourced Languages, 2018: 162 – 166.

[182] JONES E. Speech recognition, machine translation, and corpus analysis for identifying farmer demands and targeting digital extension[R]. International Maize and Wheat Improvement Center (CIMMYT) & University of Nottingham, 2022.

[183] 李鑫星, 陈英义, 李道亮, 等. 面向移动终端的农业知识文语转换系统[J]. 农业机械学报, 2015,46(1): 266 – 271.
LI Xinxing, CHEN Yingyi, LI Daoliang, et al. Mobile terminal-oriented text to speech system for agriculture knowledge[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(1): 266 – 271. (in Chinese)

[184] SANI Y M, ETUK S O, ANDA I, et al. Agricultural e-extension services: a hybrid of multilingual translation text-to-speech—a framework[J]. I-manager's Journal on Pattern Recognition, 2018,5(3):29 – 36.

[185] ZHENG H, HU H, LIU S, et al. The study and implementation of text-to-speech system for agricultural information[C]// International Conference on Computer and Computing Technologies in Agriculture, 2009: 291 – 296.

[186] 余德贵, 宋俊峰, 胡以涛. 我国农业语音专家系统的实现途径[J]. 农业网络信息, 2012(5): 5 – 9.
YU Degui, SONG Fengjun, HU Yitao. Realization of the voice expert system for agriculture in china[J]. Agriculture Network Information, 2012(5): 5 – 9. (in Chinese)

[187] DHARA T C, RAWAT U, MONDAL A, et al. Harnessing the Chatbot technology for the empowerment of small ruminant farmers in India[J]. Indian Farmer, 2025, 12(4): 196 – 201.

[188] KOOPMAN B, ZUCCON G, CHAPMAN S, et al. How a conversational agent might help farmers in the field[C]//Canadian Association for Interventional Radiology Annual Scientific Meeting, 2020.

[189] 李桢, 高万林, 欧文浩, 等. 基于关键词语音识别的农业信息语音服务系统的研究与实现[C]//中国农业工程学会电气信息与自动化专业委员会、中国电机工程学会农村电气化分会科技与教育专委会 2010 年学术年会, 2010.

[190] MANTENA G V, RAJENDRAN S, RAMBABU B, et al. A speech-based conversation system for accessing agriculture commodity prices in Indian languages[C]//2011 Joint Workshop on Hands-free Speech Communication and Microphone Arrays, 2011: 153 – 154.

[191] GAIKWAD S, GAWALI B, MEHROTRA S. Speech recognition for agriculture based interactive voice response system[J]. International Journal of Modern Engineering Research (IJMER), 2014,4(2): 112 – 115.

[192] RIAZ W, DURRANI H, SHAHID S, et al. ICT intervention for agriculture development: designing an IVR system for farmers in Pakistan[C]//Proceedings of the Ninth International Conference on Information and Communication Technologies and Development, 2017: 1 – 5.

[193] KOLHE S, KAMAL R, SAINI H S, et al. A web-based intelligent disease-diagnosis system using a new fuzzy-logic based approach for drawing the inferences in crops[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011,76(1): 16 - 27.
[194] DONG Y, FU Z, STANKOVSKI S, et al. A call center system based on expert systems for the acquisition of agricultural knowledge transferred from text-to-speech in China[J]. The Computer Journal, 2021,64(6): 895 - 908.
[195] LI H, KOOPMAN B, MOURAD A, et al. AgAsk: a conversational search agent for answering agricultural questions[C]// Proceedings of the Sixteenth ACM International Conference on Web Search and Data Mining, 2023: 1140 - 1143.
[196] ASWATHY R H. AGRIMART: an E-platform for agro products with voice based chat bot[C]//2022 Second International Conference on Advanced Technologies in Intelligent Control, Environment, Computing & Communication Engineering (ICATIECE) IEEE, 2022: 1 - 5.
[197] SHELKE V, GUPTA A, BISHT S, et al. Agrobot: NLP based image and text query chatbot[J]. International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE), 2020,9(1): 2002 - 2005.
[198] ABHISHEK M V, SREEKAR A J, MOHITH D M, et al. AgriTalk: revolutionizing farming with a multilingual Chatbot[C]// 2025 8th International Conference on Electronics, Materials Engineering & Nano-Technology (IEMENTech), 2025: 1 - 6.
[199] PS V R, KS N P. Farmer's friend: conversational AI BoT for smart agriculture[J]. Journal of Positive School Psychology, 2022,6(2): 2541 - 2549.
[200] MOSTACO G M, DE SOUZA I R C, CAMPOS L B, et al. AgronomoBot: a smart answering Chatbot applied to agricultural sensor networks[C]//14th International Conference on Precision Agriculture, 2018: 1 - 13.
[201] 李杰, 陈慧丽. 基于语音识别和 PLC 的温室智能灌溉控制系统设计[J]. 中国农机化学报, 2019,40(9): 66 - 71.
LI Jie, CHEN Huili. Design of greenhouse intelligent irrigation control system based on speech recognition and PLC[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2019,40(9): 66 - 71. (in Chinese)
[202] 刘雪燕, 袁宝玲, 李逵. 基于语音识别的智能灌溉系统设计[J]. 山东农业大学学报(自然科学版), 2020,51(3): 479 - 481.
LIU Xueyan, YUAN Baoling, LI Kui. Design for the intelligent irrigation system based on speech recognition[J]. Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science Edition), 2020,51(3): 479 - 481. (in Chinese)
[203] 苏倩, 杜堃. 基于英语语音识别的水稻收割机控制系统设计[J]. 农机化研究, 2019,41(6): 237 - 240.
[204] HUANG S, PAN K, WANG S, et al. Design and test of an automatic navigation fruit-picking platform[J]. Agriculture, 2023,13(4): 882.
[205] 戴增辉, 李光布. 水果采摘机器人控制系统研究——基于英语语音识别技术[J]. 农机化研究, 2019,41(2): 225 - 228.
[206] 马亚鸿. 英文语音识别的无人机监测水稻生产的应用研究[J]. 北方水稻, 2025,55(4): 182 - 184.
MA Yahong. Research on Unmanned Aerial Vehicle inspection of rice production based onEnglish speech recognition[J]. Nroth Rice, 2025,55(4): 182 - 184. (in Chinese)
[207] YANG W, JI R, YUE Y, et al. Agricultural robotic system: the automation of detection and speech control[C]// International Conference on Social Robotics, 2023: 266 - 274.