迁飞昆虫生物学参数反演及种类辨识分析*

王 锐[1,2**] 张 帆[1] 胡 程[1,2***] 孔少洋[1] 李卫东[1,2]

（1. 北京理工大学雷达技术研究所，北京 100081；2. 北京理工大学前沿技术研究院，济南 250300）

摘 要 虫害严重威胁着我国的粮食安全，迁飞昆虫中有许多是农业害虫，其远距离迁飞是导致虫害异地暴发的重要原因。昆虫雷达是观测昆虫迁飞最有效的工具，在迁飞昆虫的监测和预警中发挥着越来越重要的作用，但传统昆虫雷达不能准确获取昆虫的各项生物学参数，因此无法实现昆虫种类的精确识别。随着雷达技术的创新和发展，通过昆虫雷达获得较为准确的昆虫生物学参数成为可能，为基于昆虫雷达实现迁飞昆虫个体种类辨识提供了依据。本文综述了从雷达回波中提取多频和极化散射参量，然后基于不同的电磁散射反演昆虫生物学参数的方法，并对比分析了基于不同方法的昆虫体重、体长、体宽和振翅频率的反演精度。最后基于生物学参数，采用 5 种机器学习算法以高精度实现了 23 种迁飞昆虫的种类辨识，并分析了昆虫生物学参数的测量误差对迁飞昆虫种类辨识精度的影响，初步验证了利用雷达实现高精度迁飞昆虫种类辨识的可行性。

关键词 昆虫雷达；昆虫 RCS；参数反演；机器学习；种类辨识

Recent developments in radar technology that allow the identification of migratory insects

WANG Rui[1,2**] ZHANG Fan[1] HU Cheng[1,2***] KONG Shao-Yang[1] LI Wei-Dong[1,2]

(1. Radar Research Laboratory, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;
2. Advanced Technology, Beijing Institute of Technology, Jinan 250300, China)

Abstract Insect pests are a serious threat to food security in our country. Many migratory insects are agricultural pests, and their capacity for long-distance migration can cause, devastating, often unexpected, outbreaks of these pests. Insect radar is the most effective tool for observing insect migration and is playing an increasingly important role in monitoring the migration of insect pests and providing early warning of outbreaks. However, because traditional insect radar cannot accurately estimate various biological parameters it cannot accurately identify species. Recent innovations and developments in radar technology, however, make it possible to obtain sufficiently accurate biological parameters to reliably identify migratory insect species. This article reviews the methods of extracting multi-frequency and polarization scattering parameters from radar echoes and summarizes ways of deriving insect biological parameters from different patterns of electromagnetic scatter. It also compares and analyzes the accuracy of determining insect weight, body length, body width and wing-beat frequency based on different methods. Finally, the performance of five machine learning algorithms used to identify 23 migratory insect species, and the influence of measurement errors on the accuracy of species identification, is assessed and discussed. This review demonstrates the feasibility of using radar to achieve high-precision identification of migratory insect species.

Key words insect radar; insect RCS; parameter inversion; machine learning; species identification

农作物重要害虫大部分都具有远距离迁飞的习性，如草地螟 *Loxostege sticticalis*、小地老虎 *Agrotis ypsilon* 和黏虫 *Mythimna seperata* 等，这些迁飞昆虫的异地暴发造成了重大的农业损

*资助项目 Supported projects：国家重大科研仪器研制项目（31727901）；山东省重点研发计划（重大科技创新工程）项目（2020CXGC010802）

**第一作者 First author，E-mail：wangrui.bit@bit.edu.cn

***通讯作者 Corresponding author，E-mail：hucheng.bit@gmail.com

收稿日期 Received：2021-04-19；接受日期 Accepted：2021-05-02

失，严重威胁着我国的粮食安全（张智，2013）。因此，对迁飞性害虫开展实时监测预警并准确获知其种类、生物通量和迁飞轨迹，对于减少生产投入，提高农民收入，稳定我国粮食生产，以及确保农业的可持续发展具有重要意义（吴秋琳等，2019）。

迁飞昆虫体形相对较小，且迁飞多是在夜间高空进行，在人的视力和光学仪器的监测范围之外，因此，对昆虫迁飞行为的监测需要专业设备（Riley *et al.*，1989；Chapman *et al.*，2006）。迁飞昆虫传统的监测和研究手段如地面诱虫灯诱捕、标记-释放-回收方法等（Townes，1972；Macaulay *et al.*，1988），不仅费时费力，还容易受到天气等外界因素影响，无法对迁飞性害虫做出全天候、全天时的有效监测，而且这些方法无法测量昆虫的飞行参数如飞行高度、速度和朝向等，使得对昆虫的监测具有不准确性，进而无法实现对迁飞昆虫的轨迹预测和预警，昆虫雷达的出现为深入研究昆虫迁飞行为提供了可能性（封洪强，2003；Drake and Reynolds，2012）。

昆虫雷达是为了研究昆虫在空中的迁飞或扩散行为而经过专门设计的监测系统，相较于传统的监测手段，雷达具有全天候、全天时工作的优势，且受外界天气条件等影响较小（Smith *et al.*，2000）。利用雷达的测距和测角功能，可以计算出昆虫迁飞的方位、高度、移动方向等信息；利用雷达回波信息，还可以估计昆虫的体型参数、振翅频率、密度数量等生物参数（Riley and Reynolds，1979）。因此，昆虫雷达为获取迁飞昆虫的行为参数和生物参数提供了新的研究手段，实现了昆虫迁飞由定性分析到定量研究的转变，有利于对迁飞性害虫开展实时监测预警。

从 1968 年鸟类学家 Schaefer 教授建成第一台专用昆虫雷达起，经过 50 多年的发展已发展出扫描昆虫雷达、垂直波束雷达、机载昆虫雷达、毫米波雷达等多种类型的昆虫雷达（Schaefer *et al.*，1969）。然而早期昆虫雷达复杂的装备和耗时的数据分析程序，严重地限制了昆虫雷达用于长期监测昆虫空中飞行行为的能力（封洪强，2009；Chapman *et al.*，2011）。直到 20 世纪 70 年代中期，Riley 的昆虫雷达组首先研制出垂直波束雷达，英国、美国、澳洲等国家的昆虫雷达学家通过在软件和硬件方面的不断改进，通过直接测量昆虫的极化方向图（昆虫在不同线性极化方向下的雷达散射截面积），成功获取了昆虫个体的飞行速度、体轴朝向、体重、振翅频率等若干参数，才使得实用型昆虫雷达具有了反演昆虫生物学参数的能力，应用技术也逐渐走向成熟（Drake，1984；Drake *et al.*，2002；Chapman *et al.*，2003）。但受限于雷达工作体制与参数反演算法，传统昆虫雷达具有测量目标信息维度少、反演精度差、种类辨识能力低等不足（Drake，2016；Hao *et al.*，2020）。随着现代雷达技术的发展，全极化相参体制的雷达正成为昆虫雷达的发展趋势。全极化相参雷达通过测量目标的散射矩阵（Scattering matrix，SM），可以测量更高维度的目标信息，其回波相位里也包含着更多目标的调制信息，基于 SM 的生物参数反演具有更高的准确性，因此在昆虫种类识别领域也具有更广的发展前景（Giuli，1986；庄钊文等，1999）。

国内外昆虫雷达专家利用昆虫雷达在研究昆虫迁飞、昆虫生物学参数提取等方面取得了一定的研究成果，但仍未实现昆虫种类的精确识别（Drake，2016）。要想准确识别迁飞昆虫种类，必须获得精度较高的昆虫的生物学参数信息，例如体重、体长、体宽和振翅频率等。对于传统的昆虫雷达，基于各种雷达散射截面积（Radar cross section，RCS）特征参数反演昆虫体重，估计误差最小可以达到 40%，且未有关于体长和体宽反演的研究记载（Drake *et al.*，2017）。胡程等（2019）提出了基于极化不变量反演昆虫体型参数的方法，将昆虫体重反演误差缩小到了 25%、体长反演误差缩小到了 15%左右。与此同时，他们基于多频段全极化雷达测量数据，提出了基于多频段 RCS 曲线特征点反演昆虫的体重、体长和体宽的方法，将昆虫体重、体长和体宽反演误差分别降低到 17%、11%和 14%，昆虫生物学参数反演精度得到较大提高（Hu *et al.*，2019）。关于振翅频率，基于昆虫回波的微多普勒特征提

取的结果最小误差可以达到 1 Hz（Wang *et al.*，2017）。迁飞昆虫生物学参数等多维信息的精确获取，对于实现基于雷达的昆虫种类辨识具有重要的意义。

本文首先介绍了昆虫 RCS 特性，然后综述了多种机器学习反演算法，对比分析了基于不同极化散射特征参数的昆虫体重、体长和体宽的反演精度，并总结了昆虫振翅频率提取的常用方法。最后基于农科院提供的 23 种昆虫的样本数据，采用支持向量机、随机森林、朴素贝叶斯、k-近邻算法（kNN）和 BP 神经网络共 5 种机器学习方法对 23 种昆虫样本进行分类辨识分析，均取得了良好的识别效果。为验证利用雷达实现迁飞昆虫种类辨识的可行性，本文也分析了昆虫生物学参数的测量误差对迁飞昆虫种类辨识精度的影响。

1　昆虫目标 RCS 特性

目标的雷达散射截面是度量雷达目标对于照射电磁波散射能力的一个物理量，根据电场与磁场的储能互相可转换原理，远场 RCS 的表达式定义如下（Skolnik，2008）：

$$\sigma=\lim_{R\to\infty}4\pi R^2\frac{|E_s|^2}{|E_i|^2}$$

其中，E_i 和 E_s 分别表示入射波和反射波的电场强度，R 表示目标到雷达之间的距离；RCS 的物理意义为单位立体角内目标朝接收方向散射的功率与从给定方向入射于该目标的平面波功率密度之比的 4π 倍，其常用单位是 m^2，通常用符号 σ 表示。影响目标 RCS 的因素有很多，比如入射波频率、入射波极化方式、目标的体型及其姿态等等（Aldhous，1989）。

1.1　昆虫散射矩阵

RCS 是一个用于描述目标电磁波散射效率的量，它只表征雷达目标散射的幅度特性，缺乏对于诸如极化和相位特性之类的目标特征的表征。因此，针对昆虫这类小目标，为了完整地描述其电磁散射性能，需要引入散射矩阵的概念。通过全极化昆虫雷达测量的昆虫 SM 定义如下（Aldhous，1989）：

$$S=\begin{bmatrix} s_{11} & s_{12}e^{j\beta} \\ s_{21}e^{j\beta'} & s_{22}e^{j\gamma} \end{bmatrix}$$

在昆虫雷达学中，通常定义 s_{11} 为 *HH* 极化的回波功率，s_{12} 为 *HV* 极化的回波功率，s_{21} 为 *VH* 极化的回波功率，s_{22} 为 *VV* 极化的回波功率，β、β' 和 γ 分别为与 *HH* 极化 RCS 的相对相位；此外，通常定义发射平面波的电场方向 E 平行于昆虫体轴时为 *H* 极化，发射平面波的电场方向垂直于昆虫体轴时为 *V* 极化；对于单站雷达，有 $s_{12}e^{j\beta}=s_{21}e^{j\beta'}$。

1.2　昆虫极化方向图

当极化方向为 α 时，发射平面波的极化可以用天线的归一化有效长度 h 来表示：

$$h(\alpha)=\begin{bmatrix} \cos\alpha \\ \sin\alpha \end{bmatrix}$$

对于单站雷达，接收天线和发射天线的极化方式相同，可以用归一化有效长度表示，雷达接收的目标回波幅度可由下式表达：

$$\begin{aligned} e(\alpha)&=h^{\mathrm{T}}(\alpha)Sh(\alpha) \\ &=\begin{bmatrix}\cos\alpha & \sin\alpha\end{bmatrix}\begin{bmatrix} s_{11} & s_{12}e^{j\beta} \\ s_{21}e^{j\beta'} & s_{22}e^{j\gamma} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \cos\alpha \\ \sin\alpha \end{bmatrix} \end{aligned}$$

因此，不同极化方向的回波功率（RCS），即极化方向图，可以表示为：

$$\begin{aligned} \sigma(\alpha)&=|e(\alpha)|^2 \\ &=\left|\begin{bmatrix}\cos\alpha & \sin\alpha\end{bmatrix}\begin{bmatrix} s_{11} & s_{12}e^{j\beta} \\ s_{21}e^{j\beta'} & s_{22}e^{j\gamma} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \cos\alpha \\ \sin\alpha \end{bmatrix}\right|^2 \end{aligned}$$

极化方向图可以简化为如下公式，其中 a_0 表示昆虫的平均极化 RCS，a_1 和 a_2 是无实际意义的系数，θ_1 为极化方向图最大 RCS 的方向，可以理解为昆虫朝向，θ_2 是 θ_1 的谐波分量。

$$\sigma(\alpha)=a_0+a_1\cos 2(\alpha-\theta_1)+a_2\cos 4(\alpha-\theta_2)$$

昆虫的极化方向图能有效表征昆虫体型、朝向等参数。当雷达垂直观测昆虫时，Riley 最先发现了极化方向图随昆虫体型的变化关系。对于小昆虫，极化方向图 RCS 最大值出现在极化方

向平行于昆虫体轴时，RCS 最小值出现在极化方向垂直昆虫体轴的位置；对于大昆虫，情况则刚好相反（Riley，1985）。图 1 给出了 3 种不同体型昆虫的极化方向图，0°/180°方向对应昆虫体轴方向。3 种昆虫的体型从左往右依次增大，对应的体重分别为 26.5、400.7 和 935.3 mg。从图 1 可以看出，随着昆虫体型的增大，昆虫的极化方向图发生着规律性的变化。小型昆虫极化方向图为沿着体轴方向的“8 字形”，RCS 极大值在平行体轴方向；中型昆虫极化方向图类似一个“扁平十字形”，RCS 在平行及垂直昆虫体轴方向均产生极大值，且在平行体轴方向产生主极大值，在垂直昆虫体轴方向产生次极大值；随着体型增大，昆虫垂直体轴方向的极大值逐渐变成主极大值，平行体轴方向的极大值逐渐变成次极大值。将极化方向图 RCS 最大值出现在极化方向平行于昆虫体轴的昆虫定义为“平行昆虫”，RCS 最大值出现在极化方向垂直于昆虫体轴的昆虫定义为“垂直昆虫”。

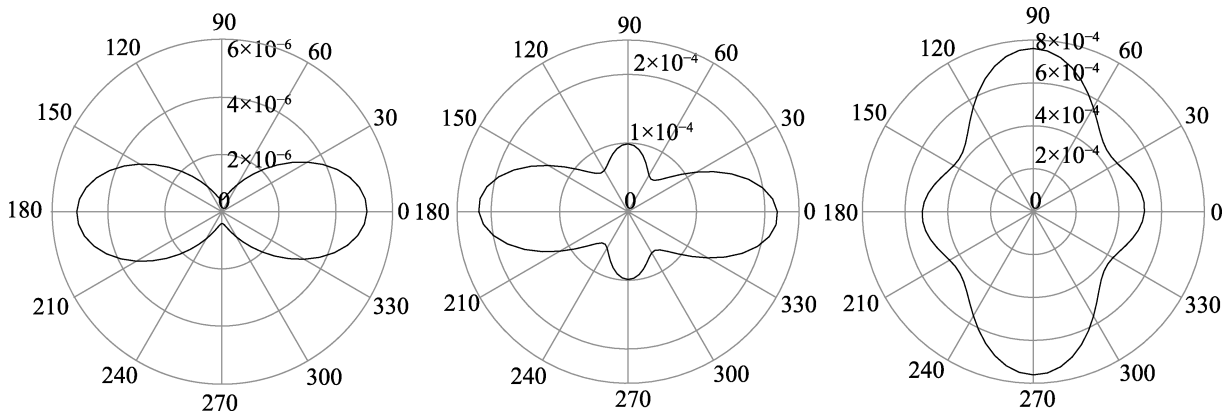

图 1　不同体型昆虫的极化方向图

Fig. 1　Insect polarization pattern of different body types

2　昆虫生物学参数反演综述

昆虫的体长、体宽、体重和振翅频率等生物参数是实现昆虫种类辨识的重要参数（Hu *et al.*，2018）。目前，昆虫雷达还无法实现种类辨识，但可以实现昆虫生物学参数的反演（Wang *et al.*，2018）。20 世纪 60 年代，雷达首次被用于昆虫迁飞监测，但是当时的昆虫雷达为 X 波段扫描体制，只能测量昆虫群体的密度和共同定向等行为，无法对单个昆虫进行生物参数提取（Drake *et al.*，1981）。20 世纪 90 年代澳大利亚 Drake 等研制的垂直观测雷达（Vertical looking radar，VLR），采用“垂直观测、线性极化、圆锥扫描”（Zenith-pointing，Linear-polarized，Conical-scan，ZLC）体制，首次实现了对昆虫单个目标体重和振翅频率的测量，然而受限于雷达工作体制，该雷达无法获取目标的相位和完整的极化信息，且昆虫参数反演精度较低（Hobbs *et al.*，2003；Harman and Drake，2004）。2018 年北京理工大学雷达技术研究所研制的多频段（X 和 Ku 波段）全极化高分辨相参雷达，有效弥补了 VLR 非相参、分辨率低、极化方式单一、工作效率低下的缺点，且能够对昆虫振翅频率、体长、体重、体轴朝向等生物学参数实现更高精度地反演（Hu *et al.*，2018；胡程等，2019）。

2.1　昆虫体重反演

目前已有很多昆虫雷达工作者利用 X 波段昆虫雷达进行实验并验证了 RCS 参数与昆虫体重之间的关系。传统方法包括基于 a_0（极化平均 RCS）的体重估计方法、基于 σ_{xx}（平行极化 RCS）和 σ_{yy}（垂直极化 RCS）的体重估计方法、以及联合 a_0 和 α_2 的体重估计方法（简称 a_0 & α_2 **方法**）。其中，a_0 表示 360°极化方向测量的昆虫腹部 RCS 的均值；σ_{xx}、σ_{yy} 是将昆虫散射矩阵对角化后对角线 2 个值的较大值和较小值，以

σ_{xx} 为例，对于平行昆虫，σ_{xx} 代表极化方向垂平行于昆虫体轴时的 RCS，而对于垂直昆虫，σ_{xx} 代表极化方向垂直于昆虫体轴时的 RCS。传统的 a_0 方法、σ_{xx}/σ_{yy} 方法、a_0 & α_2 方法同时适用于 ZLC 制式 VLR 与多频全极化高分辨雷达，而基于多频段 RCS 曲线拐点、基于极化功率矩阵特征值、基于极化功率矩阵行列式的体重反演方法只适用于多频段全极化高分辨雷达。

2.1.1　a_0 方法　Aldhous（1989）最早提出利用昆虫极化平均 RCS 参数 a_0 反演昆虫质量，基于实测的 54 只昆虫样本数据，他提出了昆虫质量的反演公式：

$$\lg[m(\mathrm{mg})] = 4.24 - \sqrt{(4.17 - 3.82\log_{10} a_0)},$$
$$0.1\ \mathrm{cm}^2 < a_0 < 10\ \mathrm{cm}^2$$

1997 年，Russell 和 Wilson（1997）利用测量的昆虫数据分析了昆虫平均 RCS 和质量的关系，提出了基于参数 a_0 的昆虫质量反演公式：

$$m(\mathrm{mg}) = \begin{cases} a_0^{1/3.12} / e^{10.12/3.12},\ a_0 \leqslant 0.262\ \mathrm{cm}^2 \\ a_0^{2.5} / e^{0.325},\ a_0 > 0.262\ \mathrm{cm}^2 \end{cases}$$

2002 年，Chapman 等（2002）基于 112 只实测昆虫样本数据，改进了 Aldhous 提出的拟合方法，通过分段反演，提出了三个覆盖不同质量范围的昆虫质量反演公式：

$$m(\mathrm{mg}) = \begin{cases} 10^{2.205+0.827\log_{10} a_0+0.332\ 3(\log_{10} a_0)^2}, \\ \quad a_0 \geqslant 0.25\ \mathrm{cm}^2 \\ \sqrt{a_0 \times 10^5 / 6.4}, \sigma_{xx} > 0.003\ 2\ \mathrm{cm}^2\ \& \\ \quad a_0 < 0.25\ \mathrm{cm}^2 \\ \sqrt{\sigma_{xx} \times 10^5 / 6.4}, \sigma_{xx} < 0.003\ 2\ \mathrm{cm}^2 \end{cases}$$

2017 年，Drake 等（2017）基于更大的昆虫数据样本，提出了一个更优的昆虫质量分段反演方法，相比于 Chapman 的方法，质量反演的均方根误差从 0.23 下降到了 0.20。改进后的公式如下：

$$\lg[m(\mathrm{mg})] = \begin{cases} 2.207 + 0.5\lg(a_0),\ a_0 < 0.25 \\ 2.331 + 0.912\ 4\lg(a_0) + \\ 0.342\ 5[\lg(a_0)]^2,\ 0.25 < a_0 < 7.21 \\ 2.079 + 1.5\lg(a_0),\ a_0 > 7.21 \end{cases}$$

2.1.2　σ_{xx}/σ_{yy} 方法　1992 年，Riley 基于实测昆虫数据提出了新的估算昆虫质量的公式，该公式适用于 $\sigma_{xx} < 0.1\ \mathrm{cm}^2$ 的昆虫，因为满足这个条件的昆虫都处于瑞利区，其体型与 RCS 有明显的规律，公式如下（Riley，1992）：

$$m(\mathrm{mg}) = \sqrt{\frac{\sigma_{xx} \times 10^5}{6.4}}$$

$$m(\mathrm{mg}) = \sqrt{\frac{\sigma_{yy} \times 10^5}{5}}$$

其中，

$$\sigma_{xx} = a_0 + a_1 + a_2$$
$$\sigma_{yy} = a_0 - a_1 + a_2$$

Aldhous（1989）也提出了基于 σ_{yy} 参数的昆虫质量反演方法，其适用范围为 $0.01\ \mathrm{cm}^2 < \sigma_{yy} < 10\ \mathrm{cm}^2$，具体公式如下：

$$\lg[m(\mathrm{mg})] = 2.54 + 0.766\log_{10}(\sigma_{yy}) + 0.179[\log_{10}(\sigma_{yy})]^2$$

2.1.3　a_0 & a_2 方法　Drake 等（2017）还提出了基于 a_0 和 α_2 的昆虫质量反演方法，且精度更高，将体重估计误差降低到 40%，经验公式如下：

$$\lg[m(\mathrm{mg})] = 2.712 + 0.506\ 8\lg(a_0) - 0.465\ 5\alpha_2$$

其中，α_2 的定义为：

$$\alpha_2 = \frac{a_1}{a_0}$$

2.1.4　基于多频段 RCS 曲线拐点的方法　昆虫的 RCS 随频率的响应曲线在瑞利区和谐振区存在拐点，文献（Wang *et al.*，2018）研究表明，第一拐点为凸拐点，位于瑞利区末端（图 2）。拐点对应 RCS(σ_{max})与昆虫质量的对数成正比，拐点对应波长(λ_{max})与昆虫体长成正比。基于此思路，Hu 等（2019）基于 15 只昆虫样本测量数据，拟合了拐点对应波长与体重的反演公式，反演误差为 17%。

$$m(\mathrm{mg}) = -771.81\lambda_{max}^4 + 125.54\lambda_{max}^3 - 7.23\lambda_{max}^2 + 0.17\lambda_{max}$$

2.1.5　基于极化功率矩阵特征值的体重反演方法　以上的方法主要是利用极化方向平行和垂直昆虫体轴时对应的 RCS 估计昆虫体重，但是在实际应用中，昆虫的飞行方向是任意的，因此难以直接得到极化方向垂直或平行于昆虫体轴

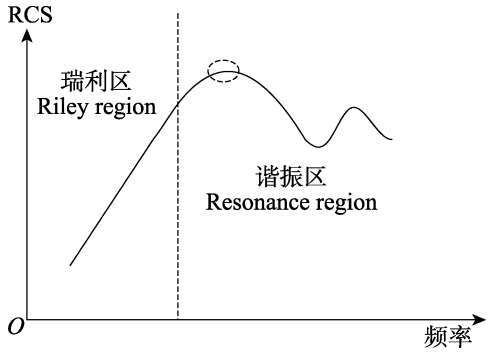

图 2 昆虫 RCS 随频率的响应曲线
Fig. 2 RCS-frequency curve of insects

的 RCS。而基于昆虫 Graves 功率矩阵的两个特征值可以提取极化方向平行和垂直于昆虫体轴时的 RCS（Hu *et al.*，2019）。

$$G = S^{\mathrm{H}} S = \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} \\ g_{21} & g_{22} \end{bmatrix}$$

Graves 功率矩阵的两个特征值分别为：

$$\lambda_1 = \frac{(g_{11}+g_{22}) + \sqrt{(g_{11}-g_{22})^2 + 4g_{12}g_{21}}}{2}$$

$$\lambda_2 = \frac{(g_{11}+g_{22}) - \sqrt{(g_{11}-g_{22})^2 + 4g_{12}g_{21}}}{2}$$

其行列式可以表示为：

$$DetG = g_{11}g_{22} - g_{12}g_{21}$$

对于平行昆虫，λ_1 和 λ_2 分别表示极化方向平行和垂直昆虫体轴时的 RCS；对于垂直昆虫，λ_1 和 λ_2 分别表示极化方向垂直和平行于昆虫体轴时的 RCS。对于所有体型的昆虫，极化方向垂直于昆虫体轴时的 RCS 随昆虫的体重增大一直单调递增，Hu 等（2019）还提出利用垂直方向垂直于昆虫体轴的 RCS 辨别昆虫是平行昆虫还是垂直昆虫，即：

$$v = \begin{cases} \lambda_2, \lg(d) \leqslant -3.65 \\ \lambda_1, \lg(d) > -3.65 \end{cases}$$

进一步地，通过拟合垂直于昆虫体轴的 RCS 与昆虫体重可以得到体重的反演经验公式为：

$$\lg[m(\mathrm{mg})] = 0.011\,8 \cdot [\lg(v)]^3 + 0.211\,7 \cdot [\lg(v)]^2 + 1.751\,9 \cdot [\lg(v)] + 6.983\,1$$

2.1.6 基于极化功率矩阵行列式的体重反演方法 方法 3.1.5 在区分平行昆虫和垂直昆虫由于会引入辨别误差，因此反演误差较大，Hu 等（2019）还提出了利用昆虫极化功率散射矩阵的行列式参数 d 反演昆虫体重。行列式 $\det G$ 的量纲为功率的平方，为了控制量纲的一致性，通常取：

$$d = \sqrt{\det G} = \sqrt{g_{11}g_{22} - g_{12}g_{21}}$$

基于行列式参数 d 的经验公式为：

$$\lg[m(\mathrm{mg})] = 0.041\,2 \cdot [\lg(d)]^3 + 0.718\,4 \cdot [\lg(d)]^2 + 4.619\,3 \cdot [\lg(d)] + 12.037$$

2.2 昆虫体长、体宽反演

传统的扫描雷达、ZLC 制式 VLR 无法测量昆虫的体长、体宽参数，因此以下方法只适用于多频段全极化高分辨雷达，主要有基于极化功率矩阵特征值、行列式和基于多频拐点两种反演方法。

2.2.1 基于极化功率矩阵特征值、行列式的反演方法 昆虫的体长与昆虫的体重是呈正相关的，昆虫 Graves 功率矩阵的特征值和行列式也可以用于昆虫体长反演（Hu *et al.*，2019），反演的经验公式分别为：

$$\mathrm{length(mm)} = 1.05 \cdot [\lg(v)]^3 + 19.461\,1 \cdot [\lg(v)]^2 + 121.988\,8 \cdot [\lg(v)] + 270.760$$

$$\mathrm{length(mm)} = 2.248\,9 \cdot [\lg(d)]^3 + 39.091\,9 \cdot [\lg(d)]^2 + 225.992\,2 \cdot [\lg(d)] + 445.878\,1$$

这两种方法估计体长的误差分别为 20%和 23%。

2.2.2 基于多频拐点的反演方法 根据 3.1.4 节可知，文献（Hu *et al.*，2019）根据昆虫的多频 RCS 拐点对应的信息，拟合得到了关于体长、体重的经验公式：

$$\log_{10}[\mathrm{length(mm)}] = -54.31\sigma_{\max}^3 + 2.94\sigma_{\max}^2 + 0.08\sigma_{\max}$$

$$\mathrm{width(mm)} = -4.41\lambda_{\max}^3 + 0.69\lambda_{\max}^2 - 0.03\lambda_{\max}$$

基于多频段 RCS 曲线拐点的体长反演误差仅为 11%，体宽反演误差为 14%。

2.3 昆虫振翅频率反演

昆虫的振翅频率是研究昆虫迁飞行为学特征的关键参数，对迁飞昆虫种类识别具有重要意义。理论上，昆虫振翅会对雷达回波产生幅度和相位上的调制效果，目标的径向运动不仅会引起多普勒频移，还可以观察到微多普勒效应。昆虫

振翅频率的提取目前常用的有两种方法：幅度法、差分相位法（Wang and Darke，2004；Wang *et al.*，2017）。传统的 ZLC 制式 VLR 非相参的振翅参数提取算法为对回波幅度进行 FFT，对于大昆虫的振翅提取准确率约为 46%，但振翅频率的提取范围存在上下限，且对于小昆虫还无法准确提取振翅频率。Wang 等（2017）首次采用差分相位的振翅参数提取方法，并使用 W 波段和 S 波段相参雷达对昆虫回波进行时频分析，实现了小昆虫振翅频率的测量，测量误差达到 1 Hz 以内，实现了对昆虫振翅参数的高精度测量，目前该方法已用于多频段全极化高分辨雷达中。

3　昆虫种类辨识分析

昆虫迁飞研究的重要内容之一是昆虫的种类辨识（Pasolli *et al.*，2012）。传统的昆虫自动识别的流程一般是对训练样本进行数码图像获取、图像预处理、特征提取和特征汰选后构建分类器，实现昆虫的自动辨识（徐鹏等，2010）。要想精确获得迁飞昆虫的种类，传统的研究手段均不能达到要求，由于大多数昆虫夜间迁飞以及高空迁飞的习性，使得传统的研究手段均不能实时和有效地识别迁飞昆虫的种类（Hu *et al.*，2020）。昆虫雷达的出现推动了迁飞昆虫学的发展，为迁飞昆虫种类辨识带来了希望（Schaefer *et al.*，1976）。雷达识别目标的能力在昆虫迁飞研究中具有许多应用前景（Wolf *et al.*，1993）。

已有研究证明，可基于目标在不同波段的雷达反射率差异区别气象、昆虫和鸟回波（Martin and Shapiro，2006）。但是因为雷达测量能力的有限，目前尚不能基于雷达实现迁飞昆虫的精确辨识，只能将昆虫划分到大的类别（Drake，2016）。此外，多个研究已经证明昆虫雷达能以较高的精度实现多种昆虫生物学参数的反演（Drake *et al.*，2017），而昆虫的生物学参数是表征其形态的重要参数（Yang *et al.*，2015），且被证明可以用来鉴定昆虫的种类（Hu *et al.*，2018）。为验证基于雷达实现迁飞昆虫种类辨识的可行性，我们将利用多种机器学习方法，分析基于有测量误差的生物学参数能否得到较好的迁飞昆虫种类辨识结果。

3.1　昆虫实验数据

农科院植保所通过高空诱虫灯和捕虫网，捕获了数万头活体昆虫，然后利用频闪仪、游标卡尺和万分之一天秤等仪器测得了昆虫的体重、体长、体宽和振翅频率等生物学参数。测量结果如表 1 示，实验中共统计了 23 种昆虫，表 1 给出了每类昆虫对应的种类编号；还给出了每类昆虫的样本数，可以看出不同种类昆虫样本数差异较大，甜菜野螟具有最多的样本数，1 574 只，而霜天蛾 *Psilogramma menephro*n 仅有 29 只样本。表中还给出了每类昆虫样本生物学参数的均值和标准差。此外，通过表 1 可知，23 种实验昆虫只有黄蜻和蓝豆娘是益虫，其他均是害虫。

不同种类昆虫样本数差异较大，大部分昆虫种类样本数均较少，且不超过 500 只，因此，基于原始数据构建的昆虫分类模型，得不到较好的分类效果。通过分析原始实验数据，我们发现同一种昆虫，其生物学参数均符合联合高斯分布。基于联合高斯分布，我们将每类昆虫的样本数均扩充为 5 000 只，构成新的实验数据集，并将该生物学参数数据集视为无测量误差的。此外，根据上文可知，基于雷达测量的昆虫生物学参数存在一定的误差，所以为验证基于雷达实现迁飞昆虫种类辨识的可行性，需分析基于带测量误差的生物学参数的昆虫种类辨识结果。根据上文分析，雷达测量的昆虫体重、体长、体宽和振翅频率的最小误差分别为 17%、11%、14%和 1 Hz，因此，对上述构造的新的实验数据，分别加上对应的误差量，构成带误差的生物学参数，为后续进行昆虫种类辨识分析提供数据支撑。

3.2　昆虫种类辨识方法介绍

基于上述实验数据，可以设计多种多类分类器来实现不同种类昆虫的辨识。近些年，支持向量机（Support vector machine，SVM）（Cortes，1995）、随机森林（Random forest，RF）（Breiman，2001）、朴素贝叶斯（Naive bayes，NB）（Maron and Kuhns，1960）、k 最近邻（k-Nearest Neighbor，kNN）（Cover，1953）和人工神经网络（Artificial

表 1 23 种实验昆虫及其用于分类生物学参数

Table 1 23 kinds of experimental insects and their biological parameters for classification

编号 No.	昆虫名称 Insect name	样本数 Sample number	体重（mg） Mass		体长（mm） Body length		体宽（mm） Body width		振翅频率（Hz） Wingbeat frequency	
			均值 Mean	标准差 SD	均值 Mean	标准差 SD	均值 Mean	标准差 SD	均值 Mean	标准差 SD
1	光腹粘虫 *Eriopyga grandis*	473	62.98	2.41	11.22	1.12	3.35	0.68	45.15	3.57
2	大地老虎 *Agrotis tokionis*	382	266.45	4.97	27.18	1.35	7.11	0.84	58.30	5.85
3	八字地老虎 *Agrotis c-nigrum*	43	215.01	5.38	24.47	1.47	5.47	0.55	46.44	5.41
4	绿毛地老虎 *Agrotis praecox*	78	233.83	7.86	22.70	1.83	5.70	0.46	42.47	5.38
5	斜纹夜蛾 *Spodoptera litura*	129	143.97	2.59	18.64	1.35	3.86	0.54	56.88	3.98
6	苜蓿夜蛾 *Heliothis dipsacea*	84	107.37	2.72	15.51	1.26	3.58	0.54	44.31	3.48
7	旋目夜蛾 *Speiredonia retorta*	32	326.96	10.63	25.47	1.88	3.91	0.69	24.75	3.02
8	毛翅夜蛾 *Dermaleipa juno*	61	472.79	13.09	42.56	1.47	11.52	0.89	28.34	2.48
9	梨剑纹夜蛾 *Acronicta rumicis*	58	85.35	4.18	14.72	0.87	2.97	0.18	48.76	3.92
10	丝棉木金星尺蛾 *Calospilos suspecta*	147	117.43	3.04	18.78	1.39	2.03	0.16	25.97	2.84
11	人纹污灯蛾 *Spilarctia subcarnea*	296	94.60	3.54	18.10	1.11	4.33	0.70	47.78	5.10
12	白雪灯蛾 *Spilosoma niveus*	48	188.20	4.35	27.38	1.20	5.46	0.54	52.94	4.19
13	红缘灯蛾 *Amsacta lactinea*	27	218.71	17.49	24.81	1.18	5.26	0.53	57.00	2.95
14	肖浑黄灯蛾 *Rhyparioides amurensis*	144	134.30	3.68	16.77	1.20	3.78	0.43	46.27	2.95
15	豆天蛾 *Clanis bilineata*	53	459.28	23.32	42.98	2.18	12.34	1.75	36.51	1.76
16	霜天蛾 *Psilogramma menephron*	29	326.18	5.82	46.00	1.87	8.52	0.63	41.48	1.62
17	葡萄天蛾 *Ampelophaga rubiginosa*	41	381.99	8.60	46.85	1.37	9.24	0.77	48.46	1.95
18	榆绿天蛾 *Callambulyx tartarunovii*	35	304.78	13.68	31.29	1.34	13.91	0.95	45.60	1.93
19	小豆日蛾 *Macroglossum stellatarum*	84	227.29	7.00	27.77	1.47	12.37	0.77	233.40	19.60
20	草地螟 *Loxostege sticticalis*	892	67.37	2.39	8.71	0.66	1.37	0.48	47.21	4.35
21	甜菜野螟 *Spoladea recurvalis*	1 574	14.52	2.79	6.19	0.58	1.02	0.13	42.28	4.88
22	黄蜻 *Pantala flavescens*	768	182.77	13.07	66.64	2.26	12.39	0.72	137.48	5.70
23	蓝豆娘 *Enallagma cyathigerum*	54	125.15	2.05	47.19	1.91	5.28	0.56	82.76	3.87

neural network，ANN）（Jain *et al.*，2015）等多种机器学习方法均被应用于昆虫研究领域，这些机器学习算法在迁飞昆虫识别方面也有着潜在的应用前景。本研究对比分析了支持向量机、随机森林、朴素贝叶斯、kNN 和神经网络这 5 种机器学习算法在迁飞昆虫种类辨识方面的性能。

1995 年 Cortes 和 Vapnik（1995）提出支持向量机算法，该算法凭借其在解决小样本和非线性问题方面的优势，在分类识别领域得到了广泛的应用（Mayo and Watson，2007）。传统的支持向量机是一个二分类算法，要想将其应用到多分类问题中，有多种方法可以尝试。一种比较常见的是将支持向量机和二叉树结合起来，将多分类转化为二分类问题，然后每个二分类问题都由支持向量机解决（Chen *et al.*，2011）。如图 3 所示，共有 A、B、C 和 D 四个类别，基于不同

类别之间的可分性，基于三个支持向量机分类器，将四分类转化为三个二分类问题。其中不同类别间的可用类间分离测度进行评估（Chen *et al.*，2011）。

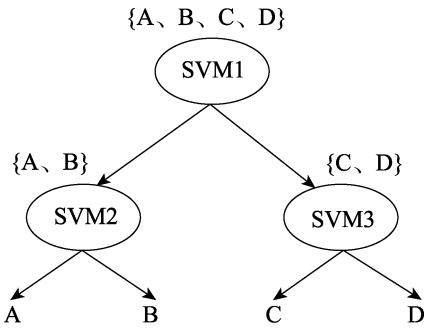

图 3　支持向量机-决策树算法示意图

Fig. 3　Support vector machine-decision tree algorithm diagram

A, B, C, D 分别表示 4 个类别的昆虫。
A, B, C, D means different kinds of insects.

20 世纪 80 年代，Breiman 等（1984）提出了分类与回归树（Classification and regression tree，CART）算法，随后他基于分类树算法，提出了随机森林算法（Breiman，2001）。该方法利用重抽样的方法，得到多个子样本集，然后基于每个子样本集构建分类树，最后通过投票决策来汇总每个分类树的结果。该算法凭借其精度高和泛化能力好等优点，在昆虫学领域得到了广泛的应用（李欣海，2013）。

朴素贝叶斯分类方法是一种基于概率模型的分类方法，由 Maron 和 Kuhns（1960）于 1960 年提出，朴素贝叶斯假设每个属性值之间是相互独立的，虽然现实生活中的大多数问题均不满足该假设，但朴素贝叶斯仍能在多数分类决策中取得非常好的结果。因此，作为一种简单高效的分类算法，朴素贝叶斯也被广泛的应用于各个研究领域（张鹏和唐世渭，2007；张波云等，2006）。

20 世纪 60 年代，Cover（1953）提出了 kNN 算法，该算法通过观测未知样本 y 的 k 个近邻，将该未知样本 y 归类于这 k 个近邻中的多数属于的那个类别。相比其他算法，kNN 具有简捷高效、鲁棒性高等特点，在多个研究领域都有着应用（樊存佳等，2015；余俊霖，2014)。

BP 神经网络（Back propagation neural network）是一个代表性的人工神经网络模型（Buscema，1998），其具有强大的学习能力，可以实现输入与输出之间的高度非线性映射，被广泛的应用于各个领域中。典型的 BP 神经网络由输入层、隐藏层和输出层组成，且各层之间实现全连接，层内神经元之间无连接（Buscema，1998）。BP 神经网络通过反向传播来不断调整网络的权值和阈值，进而降低模型的误差。图 4 为一典型的三层结构的 BP 神经网络，实际使用过程中，可以设置多个隐藏层。近些年，神经网络已被广泛应用于昆虫研究领域，BP 神经网络已被成功应用于昆虫的分类识别（李振宇等，2005），昆虫鸣声的识别（聂晓颖等，2007）以及害虫的预测（马飞等，2002）。

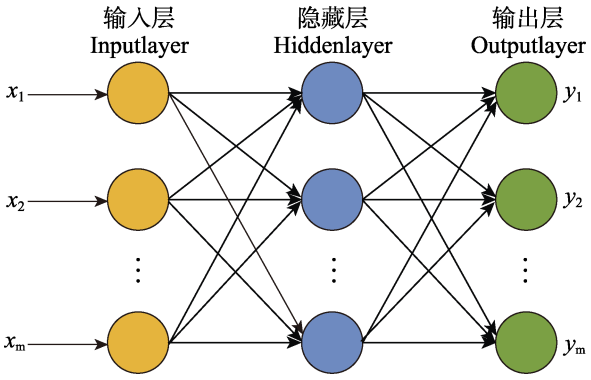

图 4　三层 BP 神经网络的拓扑结构图

Fig. 4　Topological structure diagram of three-layer BP neural network

3.3　昆虫种类辨识结果

基于上文构造的带测量误差和不带测量误差的昆虫生物学参数数据集，通过支持向量机、随机森林、朴素贝叶斯、kNN 和 BP 神经网络这 5 种机器算法搭建多分类模型，对比分析不同机器学习算法的分别辨识性能，以及分析生物学参数存在测量误差时对昆虫种类辨识结果的影响，结果如表 2 所示。

首先，对于基于无误差的昆虫生物学参数的分类结果，5 种机器学习算法均得到了非常好的辨识结果，说明本文所选取的 4 种生物学参数可以非常好地刻画昆虫的类别属性。相较于其他 4 种机器学习算法，kNN 算法的辨识率要稍差一

表 2 基于不同机器学习方法的 23 种昆虫的平均辨识率

Table 2 Average recognition rate of 23 insect species based on different machine learning methods

方法 Methods	平均辨识率（%）Average recognition rate	
	无误差 Without error	带误差 With error
支持向量机 Support vector machines	98.13	77.22
随机森林 Random forest	98.15	83.05
朴素贝叶斯 Naive Bayes	98.02	84.12
k 最近邻 k-Nearest Neighbor	97.24	77.14
BP 神经网络 BP neural network	98.21	84.21

些。其次，对于带误差的昆虫生物学参数的分类结果，朴素贝叶斯和 BP 神经网络均取得了比较好的结果，而支持向量机和 kNN 的结果稍差。此外，对比基于不带误差和带误差的生物学参数的分类结果可知，对昆虫生物学参数引入误差时，种类辨识率会明显下降，但基于 5 种机器学习方法的辨识结果均高于 75%，说明昆虫雷达在迁飞昆虫种类辨识方面是非常有潜力的。但是目前缺乏足够的雷达测量数据，尚不能直接通过雷达测量数据直接进行昆虫种类辨识分析。

基于带误差的生物学参数的 23 种昆虫的辨识率如表 3 和图 5 所示，可知，大部分昆虫的辨

表 3 基于带误差的生物学参数的 23 种昆虫辨识率

Table 3 Identification rate of 23 insects based on biological parameters with errors

编号 No.	昆虫名称 Insect name	辨识率（%）Average recognition rate (%)				
		支持向量机 Support vector machines	随机森林 Random forest	朴素贝叶斯 Naive Bayes	k 最近邻 k-Nearest Neighbor	BP 神经网络 BP neural network
1	光腹粘虫 *Eriopyga grandis*	85.76	87.24	88.92	81.64	88.40
2	大地老虎 *Agrotis tokionis*	66.60	77.72	77.88	65.32	78.48
3	八字地老虎 *Agrotis c-nigrum*	40.92	43.32	43.60	37.12	44.64
4	绿毛地老虎 *Agrotis praecox*	58.60	66.24	70.32	55.28	70.12
5	斜纹夜蛾 *Spodoptera litura*	80.76	83.96	86.08	76.80	85.86
6	苜蓿夜蛾 *Heliothis dipsacea*	53.08	51.60	57.20	45.32	56.68
7	旋目夜蛾 *Speiredonia retorta*	87.92	99.16	99.16	97.88	98.96
8	毛翅夜蛾 *Dermaleipa juno*	86.44	95.76	95.84	93.64	96.16
9	梨剑纹夜蛾 *Acronicta rumicis*	71.56	73.04	75.96	60.72	74.12
10	丝棉木金星尺蛾 *Calospilos suspecta*	93.68	99.96	100.00	99.96	99.96
11	人纹污灯蛾 *Spilarctia subcarnea*	59.08	63.44	62.44	50.48	64.72
12	白雪灯蛾 *Spilosoma niveus*	60.92	63.72	65.68	51.44	65.32
13	红缘灯蛾 *Amsacta lactinea*	55.52	62.00	65.44	47.32	66.26
14	肖浑黄灯蛾 *Rhyparioides amurensis*	64.84	66.52	68.24	57.48	68.96
15	豆天蛾 *Clanis bilineata*	86.64	94.32	95.56	89.88	95.24
16	霜天蛾 *Psilogramma menephron*	84.40	94.28	94.64	88.28	94.04
17	葡萄天蛾 *Ampelophaga rubiginosa*	87.68	95.76	96.64	93.16	96.40
18	榆绿天蛾 *Callambulyx tartarunovii*	90.00	99.32	99.16	93.40	99.40
19	小豆日蛾 *Macroglossum stellatarum*	100.00	100.00	100.00	100.00	99.92
20	草地螟 *Loxostege sticticalis*	86.80	92.88	92.16	89.08	93.20
21	甜菜野螟 *Spoladea recurvalis*	99.04	99.96	99.92	100.00	100.00
22	黄蜻 *Pantala flavescens*	87.60	100.00	100.00	100.00	99.96
23	蓝豆娘 *Enallagma cyathigerum*	88.36	100.00	100.00	99.96	99.96

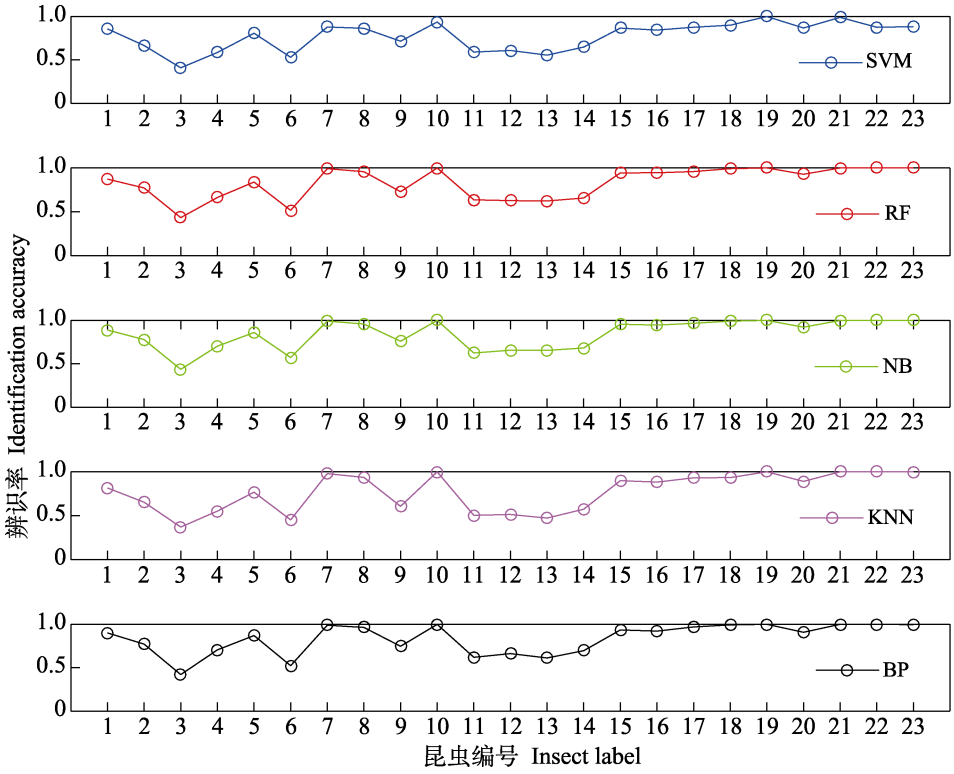

图 5　基于带误差的生物学参数的 23 种昆虫辨识率

Fig. 5　Identification rate of 23 insects based on biological parameters with errors

SVM：支持向量机；RF：随机森林；NB：朴素贝叶斯；kNN：k 最近邻；BP：BP 神经网络。

SVM: Support vector machines; RF: Random forest; NB: Naive Bayes; kNN: k-Nearest Neighbor; BP: BP neural network.

识率均高于 80%，而个别昆虫的辨识率低于 50%。在辨识率较低的昆虫中，大地老虎、八字地老虎和绿毛地老虎均属于地老虎属，人纹污灯蛾、白雪灯蛾、红缘灯蛾和肖浑黄灯蛾均属于灯蛾科，对同一科或属的迁飞昆虫，若不同种之间的不具可分性或可分性较低，且同为害虫或益虫，可考虑只辨识到科或属。因此，可考虑将其以组合的方式进行辨识，可较大程度提高辨识率。此外不同季节的迁飞昆虫种类有所不同，可依照季节对迁飞昆虫进行划分，考虑引入时间生态位等信息，从而进一步提高迁飞昆虫种类辨识率。

4　结论

本文以基于雷达实现昆虫种类辨识为出发点，首先详细介绍了昆虫的 RCS 特性。通常用极化散射矩阵描述昆虫这类微小目标的散射特性，实测数据表明昆虫的极化方向图的形状与昆虫体型有关，小昆虫的极化方向图 RCS 最大值出现在极化方向平行于昆虫体轴时，RCS 最小值出现在极化方向垂直于昆虫体轴时；随着昆虫体重的增大，极化方向垂直于昆虫体轴的 RCS 逐渐变大；随着昆虫体重的继续增大，极化方向垂直于昆虫体轴的 RCS 超过极化方向平行于昆虫体轴的 RCS，因而最大 RCS 出现在极化方向垂直于昆虫体轴时。其次，本文总结了基于单频和多频信息反演昆虫体重、体长、体宽的方法。对于单频信息，归纳总结了基于极化方向图得到的 a_0、σ_{xx}、σ_{yy}、α_2 以及基于极化散射矩阵计算得到特征值 ν、行列式 d 单独或者联合反演昆虫体重、体长、体宽这三个生物学参数的方法及经验公式；对于多频信息，介绍了基于昆虫多频 RCS 拐点信息提取昆虫生物参数的方法，且这种方法的反演误差最小。本文还介绍了两种提取昆虫振翅频率的方法，其中对昆虫回波差分相位进行 FFT 提取振翅频率的方法精度目前最高能达到 1 Hz，相比传统的幅度 FFT 方法提取振翅频

率的精度有很大提升。最后，基于农科院测量的 23 种昆虫样本数据，构造了带误差和不带误差的昆虫生物学参数数据集，通过支持向量机、随机森林、朴素贝叶斯、kNN 和 BP 神经网络这 5 种机器算法搭建多分类模型，评估分类辨识结果。结果显示基于无误差的昆虫生物学参数的分类结果，5 种机器学习算法均得到了非常好的辨识结果；但如果对昆虫生物学参数引入了误差，种类辨识率会明显下降，且随机森林、朴素贝叶斯和 BP 神经网络两种方法效果明显优于其他两种方法，总体而言，该结果表明昆虫雷达在迁飞昆虫辨识方面拥有巨大潜力，为后续昆虫雷达在生物学参数实际测量与昆虫目标识别方面的工作提供了参照。

为真正实现基于昆虫雷达的迁飞昆虫的目标探测与种类辨识，目前仍有几方面工作需要进一步深入研究：首先是实现更高精度的昆虫生物学参数反演，这不仅需要拓宽当前参数反演有效区间、减小反演误差，还需要考虑其他参数如昆虫体轴比的反演研究；其次是实验数据集的扩充，要想基于昆虫雷达实现昆虫种类辨识，需要有足够的实验数据；再者是优化机器学习分类算法，针对昆虫目标设计特定的分类算法，考虑提取更多的能刻画昆虫自身性质的电磁散射特征，以及考虑对可分性较低的同一科的昆虫进行组合辨识，引入时间生态位等信息，从而进一步提高迁飞昆虫种类辨识率。如果能测得空中虫群的群落种类与结构，将有助于迁飞害虫的监测和预警。

参考文献 (References)

Aldhous AC, 1989. An investigation of the polarization dependence of insect radar cross sections at constant aspect. Doctoral dissertation. Bedford：Cranfield University.

Buscema M, 1998. Back propagation neural networks. *Substance Use & Misuse*, 33(2): 233–270.

Breiman L, 2001. Random forests. *Machine Learning*, 45(1): 5–32.

Breiman LI, Friedman JH, Olshen RA, 1984. Classification and regression trees. *Biometrics*, 40(3): 358.

Cortes C, Vapnik V, 1995. Support-Vector networks. *Machine Learning*, 20(3): 273–297.

Chen HH, Qiang W, Yi S, 2011. Decision tree support vector machine based on genetic algorithm for multi-class classification. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 22(2): 322–326.

Chapman JW, Drake VA, Reynolds DR, 2011. Recent insights from radar studies of insect flight. *Annual Review of Entomology*, 56: 337–356.

Chapman JW, Reynolds DR, Brooks SJ, 2006. Seasonal variation in the migration strategies of the green lacewing *Chrysoperla carnea* species complex. *Ecological Entomology*, 31(4): 378–388.

Chapman JW, Reynolds DR, Smith AD, 2003. Vertical-looking radar: A new tool for monitoring high-altitude insect migration. *BioScience*, 53(5): 503–511.

Chapman JW, Smith AD, Woiwod IP, Riley JR, 2002. Development of vertical-looking radar technology for monitoring insect migration. *Computers & Electronics in Agriculture*, 35(2/3): 95–110.

Cover TM, 1953. Nearest neighbor pattern classification. *IEEE Trans on Information Theory*, 13(1): 21–27.

Drake VA, 2016. Distinguishing target classes in observations from vertically pointing entomological radars. *Int. J. Remote Sens.*, 37(16): 3811–3835.

Drake VA, 1984. The vertical distribution of macro-insects migrating in the nocturnal boundary layer: A radar study. *Boundary-layer Meteorology*, 28(3/4): 353–374.

Drake VA, Chapman JW, Lim KS, Reynolds DR, Riley JR, Smith AD, 2017. Ventral-aspect radar cross sections and polarization patterns of insects at X band and their relation to size and form. *International Journal of Remote Sensing*, 38(18): 5022–5044.

Drake VA, Helm KF, Readshaw JL, Reid DG, 1981. Insect migration across Bass Strait during spring: A radar study. *Bulletin of Entomological Research*, 71(3): 449–466.

Drake VA, Reynolds DR, 2012. Radar entomology: Observing insect flight and migration. *Radar Entomology Observing Insect Flight & Migration*, 27(2): 282–311.

Drake VA, Wang HK, Harman IT, 2002. Insect monitoring radar: Remote and network operation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 35(2/3): 77–94.

Fan CJ, Wang YS, Bian H, 2015. An improved KNN text classification algorithm. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 253(12): 39–43. [樊存佳, 汪友生, 边航, 2015. 一种改进的 KNN 文本分类算法. 国外电子测量技术, 253(12): 39–43.]

Feng HQ, 2009. Retrospect and prospect of 40 years of radar entomology research. *Henan Agricultural Sciences*, (9):121–126.

[封洪强, 2009. 雷达昆虫学 40 年研究的回顾与展望. 河南农业科学, (9): 121–126.]

Feng HQ, 2003. Radar observation of aerial insect communities and their seasonal migration in North China. Chinese Academy of Agricultural Sciences. [封洪强, 2003. 华北地区空中昆虫群落及昆虫季节性迁移的雷达观测. 中国农业科学院.]

Giuli D, 1986. Polarization diversity in radars. *Proceedings of the IEEE*, 74(2): 245–269.

Hao Z, Drake VA, Taylor JR, Warrant E, 2020. Insect target classes discerned from entomological radar data. *Remote Sensing*, 12(4): 673.

Hobbs SE, Allsopp K, Wolf W, 2003. Signal Analysis for an Entomological Radar with a Vertical Nutating Beam. Cranfield: Cranfield University Press. 84–103.

Harman IT, Drake VA, 2004. Insect monitoring radar: Analytical time-domain algorithm for retrieving trajectory and target parameters. *Computers and Electronics in Agriculture*, 43(1): 23–41.

Hu C, Kong SY, Wang R, Zhang F, Wang LJ, 2020. Insect mass estimation based on radar cross section parameters and support vector regression algorithm. *Remote Sensing*, 12(11): 1903.

Hu C, Kong SY, Wang R, Zhang F, 2019. Radar measurements of morphological parameters and species identification analysis of migratory insects. *Remote Sensing*, 11(17): 1977–1979.

Hu C, Kong SY, Wang R, Long T, Fu XW, 2018. Identification of migratory insects from their morphological features using a decision-tree support vector machine and its application to radar entomology. *Sci. Rep*., 8(1): 5449.

Hu C, Li WD, Wang R, 2019. Coherent radar observation of migrating insects based on full polarization. *Signal Processing*, 35(6): 951–957. [胡程, 李卫东, 王锐, 2019. 基于全极化的相参雷达迁飞昆虫观测. 信号处理, 35(6): 951–957.]

Hu C, Li WD, Wang R, Long T, Liu C, Drake VA, 2019. Insect biological parameter estimation based on the invariant target parameters of the scattering matrix. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(8): 6212–6225.

Hu C, Li WQ, Wang R, Li YH, Li WD, Zhang TR, 2018. Insect flight speed estimation analysis based on a full-polarization radar. *Science China Information Sciences*, 61(10): 109306.

Jain AK, Mao J, Mohiuddin KM, 2015. Artificial neural networks: A tutorial. *Computer*, 29(3): 31–44.

Li XH, 2013. Application of random forest model in classification and regression analysis. *Chinese Journal of Applied Entomology*, 50(4): 1190–1197. [李欣海, 2013. 随机森林模型在分类与回归分析中的应用. 应用昆虫学报, 50(4): 1190–1197.]

Li ZY, Zhou ZJ, Shen ZR, Yao Q, 2005. The application of artificial neural network in automatic identification of mosquitoes (English). *Journal of Sichuan Agricultural University*, 23(4): 411–416. [李振宇, 周祖基, 沈佐锐, 姚青, 2005. 人工神经网络在蚊虫自动鉴定中的应用(英文). 四川农业大学学报, 23(4): 411–416.]

Macaulay ED, Tatchell GM, Taylor LR, 1988. The rothamsted insect survey ‘12-metre’ suction trap. *Bulletin of Entomological Research*, 78(1): 121–128.

Ma F, Xu XF, Zhang XL, Cheng XN, 2002. Neural network early warning system and its application in pest prediction. *Entomological Knowledge*, 39(2): 115–119. [马飞, 许晓风, 张夕林, 程遐年, 2002. 神经网络预警系统及其在害虫预测中的应用. 昆虫知识, 39(2): 115–119.]

Maron M, Kuhns J, 1960. On relevance, probabilistic indexing and information retrieval. *Journal of the ACM*, 7(3): 216–244.

Martin WJ, Shapiro A, 2006. Discrimination of bird and insect radar echoes in clear air using high-resolution radars. *Journal of Atmospheric & Oceanic Technology*, 24(7):1215.

Mayo M, Watson A, 2007. Automatic species identification of live moths. *Knowledge-Based Systems*, 20(2): 195–202.

Nie XY, Guo M, He JP, 2007. Classification and recognition of drosophila songs by artificial neural network. *Journal of Northwest Sci-Tech University of Agriculture and Forestry* (*Natural Science Edition*), 35(12): 201–204. [聂晓颖, 郭敏, 何建平, 2007. 人工神经网络对果蝇鸣声的分类识别. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 35(12): 201–204.]

Pasolli E, Melgani F, Alajlan N, 2012. Active learning methods for biophysical parameter estimation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(10): 4071–4084.

Riley JR, 1992. A millimetric radar to study the flight of small insects. *Electronics & Communication Engineering Journal*, 4(1): 43–48.

Riley JR, 1985. Radar cross section of insects. *Proceedings of the IEEE*, 73(2): 228–232.

Riley JR, 1989. Remote-sensing in entomology. *Annual Review of Entomology*, 34: 247–271.

Riley JR, Reynolds DR, 1979. Radar-based studies of the migratory flight of grasshoppers in the middle Niger area of Mali. *Proceedings of the Royal Society of London Series B Biological Sciences*, 204(1154): 67–82.

Russell RW, Wilson JW, 1997. Radar-observed “fine lines” in the optically clear boundary layer: Reflectivity contributions from aerial plankton and its predator. *Boundary-Layer Meteorology*, 82(2): 235–262.

Smith AD, Reynolds DR, Riley JR, 2000. The use of vertical-looking radar to continuously monitor the insect fauna flying at altitude over southern England. *Bull. Entomol. Res.*, 90(3): 265–277.

Schaefer GW, 1969. Radar studies of locust, moth and butterfly migration in the Sahara. *Proc. Royal. Entomol. Soc. Lond*, 34(33): 39–40.

Schaefer GW, 1976. Radar Observations of Insect Flight. Oxford: Blackwell Scientific. 157–197.

Skolnik MI, 2008. Radar Handbook. 3rd ed. New York: McGraw-Hill. 189–192.

Townes H, 1972. A light-weight malaise trap. *Entomological News*, 83(1): 239–247.

Wang HK, Drake VA, 2004. Insect monitoring radar: Retrieval of wingbeat information from conical-scan observation data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 43(3): 209–222.

Wang R, Hu C, Liu CJ, Long T, Kong SY, Lang TJ, Gould PJ, Lim J, Wu KM, 2018. Migratory insect multifrequency radar cross sections for morphological parameter estimation, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(6): 3450–3461.

Wang R, Hu C, Fu XW, Long T, Zeng T, 2017. Micro-Doppler measurement of insect wing-beat frequencies with W-band coherent radar. *Scientific Reports*, 7: 4050.

Wu QJ, Yu Y, Hu G, Wu KM, 2019. Analysis of the migration trajectory of *Spodoptera frugiperda* in spring and summer in tropical and southern subtropical regions of China. *Plant Protection*, 45(3): 1–9. [吴秋琳, 姜玉英, 胡高, 吴孔明, 2019. 中国热带和南亚热带地区草地贪夜蛾春夏两季迁飞轨迹的分析. 植物保护, 45(3): 1–9.]

Wolf WW, Vaughn CR, Harris R, Loper GM, 1993. Insect radar cross-sections for aerial density measurements and target classification. *Trans. Am. Soc. Agric. Eng.*, 36(3): 949–954.

Xu P, Chen NZ, Yang D, 2010. Application of automatic identification technology in the classification and identification of insects. *Chinese Journal of Applied Entomology*, 47(2): 256–262. [徐鹏, 陈乃中, 杨定, 2010. 自动识别技术在昆虫分类鉴别研究中的应用. 应用昆虫学报, 47(2): 256–262.]

Yang HP, Ma CS, Wen H, Zhan QB, Wang XL, 2015. A tool for developing an automatic insect identification system based on wing outlines. *Scientific Reports*, 5(1): 1–11.

Yu JL, 2014. Research on real-time capture, monitoring and diagnosis of death time of insects. Master dissertation. Hangzhou: Zhejiang University. [余俊霖, 2014. 昆虫实时捕捉、监测与死亡时间诊断的研究. 硕士学位论文. 杭州: 浙江大学.]

Zhang BY, Yin JP, Hao JB, Zhang DX, 2006. Unknown virus detection based on multiple naive Bayes algorithm. *Computer Engineering*, 32(10): 18–21. [张波云, 殷建平, 蒿敬波, 张鼎兴. 2006. 基于多重朴素贝叶斯算法的未知病毒检测. 计算机工程, 32(10): 18–21.]

Zhang P, Tang SW, 2007. Research on privacy protection methods in Naive Bayes classification. *Chinese Journal of Computers*, 30(8): 1267–1276. [张鹏, 唐世渭, 2007.朴素贝叶斯分类中的隐私保护方法研究. 计算机学报, 30(8): 1267–1276.]

Zhang Z, 2013. Monitoring and population dynamics analysis of major migratory pests in northern areas. Doctoral dissertation. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences. [张智, 2013. 北方地区重大迁飞性害虫的监测与种群动态分析. 博士学位论文. 北京: 中国农业科学院.]

Zhuang ZW, Xiao SP, Wang XS, 1999. Radar Polarization Information Processing and its Application. Beijing: National Defense Industry Press. 111–123. [庄钊文, 肖顺平, 王雪松, 1999. 雷达 w 极化信息处理及其应用. 北京: 国防工业出版社. 111–123.]